



TESIS - SS142501

GEOGRAPHICALLY WEIGHTED PANEL REGRESSION
UNTUK PEMODELAN PERSENTASE PENDUDUK MISKIN
DI PROVINSI JAWA TENGAH

NUNIK SRI RAHAYU
NRP. 1315201716

DOSEN PEMBIMBING
Dr. Sutikno, M.Si.
Dr. Ir. Setiawan, M.S.

PROGRAM MAGISTER
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017



THESIS - SS142501

GEOGRAPHICALLY WEIGHTED PANEL REGRESSION FOR MODELLING THE PERCENTAGE OF POOR PEOPLE IN JAWA TENGAH PROVINCE

NUNIK SRI RAHAYU
NRP. 1315201716

SUPERVISORS
Dr. Sutikno, M.Si.
Dr. Ir. Setiawan, M.S.

MAGISTER PROGRAM
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCE
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017


**GEOGRAPHICALLY WEIGHTED PANEL REGRESSION
UNTUK PEMODELAN PERSENTASE PENDUDUK MISKIN
DI PROVINSI JAWA TENGAH**

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Sains (M.Si)
di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Oleh:

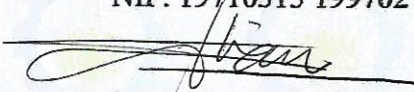
**NUNIK SRI RAHAYU
NRP. 1315 201 716**

Tanggal Ujian : 6 Januari 2017
Periode Wisuda : Maret 2017

Disetujui oleh:


1. Dr. Sutikno, M.Si.
NIP. 19710313 199702 1 001

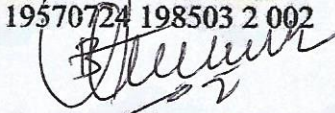
(Pembimbing I)


2. Dr. Setiawan, M.S.
NIP. 19601030 198701 1 001

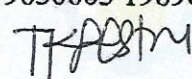
(Pembimbing II)


3. Dr. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc.
NIP. 19570724 198503 2 002

(Penguji)


4. Prof. Dr. Drs. I Nyoman Budiantara, M.Si.
NIP. 19650603 198903 1 003

(Penguji)


5. Dr. Titi Kanti Lestari, S.E., M.Com.
NIP. 19611231 198312 2 001

(Penguji)



Direktur Program Pascasarjana
Asisten Direktur

Direktur Program Pascasarjana,

Prof. Dr. Ir. Tri Widjaja, M.Eng.
NIP. 19611021 198603 1 001

Prof. Ir. Djauhar Manfaat, M.Sc., Ph.D.
NIP. 19601202 198701 1 001

GEOGRAPHICALLY WEIGHTED PANEL REGRESSION **UNTUK PEMODELAN PERSENTASE PENDUDUK MISKIN** **DI PROVINSI JAWA TENGAH**

Nama Mahasiswa : Nunik Sri Rahayu
NRP : 1315201716
Pembimbing : Dr. Sutikno, M.Si.
Co-Pembimbing : Dr. Ir. Setiawan, M.S.

ABSTRAK

Analisis regresi merupakan salah satu metode statistika untuk mengetahui hubungan antara respon dan satu atau lebih variabel prediktor. Pada regresi klasik estimasi parameter yang dihasilkan berlaku global. Namun, pada kenyataannya terkadang kondisi antara lokasi satu dengan yang lainnya berbeda karena dipengaruhi oleh aspek spasial. Pada kasus keheterogenan spasial dikembangkan analisis regresi yang terboboti secara geografis yaitu *Geographically Weighted Regression* (GWR), dimana parameter regresi yang dihasilkan bersifat lokal. Di sisi lain, dalam suatu penelitian, tidak cukup hanya melakukan pengamatan terhadap unit amatan dalam satu waktu tertentu saja. Untuk mengakomodasi masalah tersebut, berkembanglah analisis regresi panel yang melibatkan unit *cross section* dan *time series*. Berdasarkan kelebihan yang terdapat pada kedua metode tersebut, selanjutnya berkembang metode *Geographically Weighted Panel Regression* (GWPR) yang menggabungkan antara model GWR dan regresi panel. Tujuan penelitian ini adalah mengkaji prosedur untuk mendapatkan model GWPR menggunakan asumsi *Fixed Effect Model* (FEM) dengan *within estimator*, dan menerapkan pada kasus persentase penduduk miskin di Provinsi Jawa Tengah pada tahun 2013-2015.

Estimasi parameter pemodelan GWPR dilakukan melalui metode *Weighted Least Squares*. Pengujian kesesuaian model GWPR dilakukan secara serentak dengan distribusi F , sedangkan pengujian parameter secara parsial dilakukan menggunakan distribusi t . Hasil uji serentak pemodelan persentase penduduk miskin di Jawa Tengah tahun 2013-2015 dengan GWPR yang menggunakan fungsi pembobot kernel Adaptive Bisquare menghasilkan *goodness of fit* yang lebih baik dari model regresi global. Uji parsial dihasilkan model yang berbeda pada setiap lokasi. Nilai R^2 model GWPR sebesar 78,91 % dengan RMSE sebesar 0,1897, sedangkan nilai R^2 model global dengan regresi panel FEM-*within estimator* adalah sebesar 57,19 % dan RMSE sebesar 0,3417. Oleh karena itu disimpulkan bahwa model GWPR lebih baik daripada model global.

Kata kunci : GWR, Regresi Panel, GWPR, FEM, Persentase Penduduk Miskin

GEOGRAPHICALLY WEIGHTED PANEL REGRESSION FOR MODELLING THE PERCENTAGE OF POOR PEOPLE IN JAWA TENGAH PROVINCE

Name : Nunik Sri Rahayu
NRP : 1315201716
Supervisor : Dr. Sutikno, M.Si.
Co-Supervisor : Dr. Ir. Setiawan, M.S.

ABSTRACT

Regression analysis is a statistical method to define the relationship between the response and one or more predictor variables. Parameter estimation in classical regression is globally applicable. In fact, the conditions that are affected by the spatial. Due to such spatial effect, it is found that local regression such as Geographically Weighted Regression (GWR), give locally parameter estimation. In addition, for a research, it is not enough to observe the units within a certain time. Thus developed a panel regression analysis that involving cross section and time series units. Despite the fact that both methods are well developed and utilized, further, expand to Geographically Weighted Panel Regression (GWPR) method. This method combines GWR and panel regression. The aims of this research is to study about the procedure of GWPR modelling with Fixed Effect Model (FEM) using within estimator and applied in the case of percentage of poor people in Jawa Tengah Province, 2013-2015.

Parameter estimation in GWPR is obtain by *Weighted Least Squares*. The goodness of fit test is follow F distribution and the partial test is follow t distribution. The percentage of poor people modelling in Jawa Tengah 2013-2015 that used GWPR within estimator, have the goodness of fit better than global regression. The partial test, give a different models in each location. R^2 of GWPR models was 78,91 %, and RMSE was 0,1897. While the global regression Panel FEM within estimator give the R^2 for about 57,19 % and RMSE 0,30417 %. So it can be concluded that GWPR models is better than global models.

Keywords : GWR, Panel Regression, GWPR, FEM, the Percentage of Poor People

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT karena atas berkat, rahmat dan hidayah-Nya penulis diperkenankan menyelesaikan tesis yang berjudul “*Geographically Weighted Panel Regression* Untuk Pemodelan Persentase Penduduk Miskin Di Provinsi Jawa Tengah” dengan baik dan tepat waktu.

Keberhasilan penyusunan tesis ini tidak terlepas dari bantuan, bimbingan, dan dukungan dari berbagai pihak. Sehubungan dengan hal tersebut, teriring rasa syukur dan doa, penulis ingin menyampaikan ucapan terimakasih kepada:

1. Badan Pusat Statistik (BPS) yang telah memberikan kesempatan, dukungan dan beasiswa kepada penulis untuk melanjutkan studi program S2 di ITS.
2. Bapak Dr. Sutikno, M.Si. dan Bapak Dr. Setiawan, M.S. selaku dosen pembimbing yang ditengah segala kesibukannya berkenan meluangkan waktu untuk memberikan bimbingan, saran, masukan, serta motivasi selama penyusunan tesis ini.
3. Ibu Dr. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc., Bapak Prof. Dr. Drs. I Nyoman Budiantara, M.Si., dan Ibu Dr. Titi Kanti Lestari, S.E., M.Com. selaku penguji yang telah banyak memberikan saran dan masukan untuk menjadikan tesis ini menjadi lebih baik.
4. Bapak Dr. Suhartono, M.Sc. selaku Ketua Jurusan Statistika dan Bapak Dr.rer.pol Heri Kuswanto, M.Si selaku Ketua Program Studi Pasca Sarjana Jurusan Statistika FMIPA ITS atas arahan dan bantuannya selama penulis menempuh pendidikan.
5. Bapak Muhammad Mashuri, M.T. selaku dosen wali, seluruh Bapak/Ibu dosen pengajar yang telah memberikan ilmu dan pengalaman yang bermanfaat kepada penulis, serta segenap karyawan dan keluarga besar Jurusan Statistika FMIPA ITS atas segala bantuannya.
6. Suamiku tercinta, Maurat Pirdaus, terimakasih atas segala pengertian, kesabaran, dukungan, nasehat, doa dan kasih sayangnya yang luar biasa diberikan kepada penulis. Buah hatiku tersayang, Askara Arvarasya Firdaus,

senyum, tawa, tangis, dan segala kepolosannya, menjadi semangat dan pelipur lara selama ini sehingga penulis mampu menyelesaikan masa studi tepat waktu. Semoga waktu kebersamaan kita yang hilang digantikan dengan yang lebih baik kedepannya.

7. Bapak dan Ibu tersayang, terimakasih atas segala doa, nasehat, waktu serta segala pengorbanan yang tidak terhitung kepada penulis. Kakak, keponakan dan seluruh keluarga yang telah banyak memberikan dukungan, motivasi dan doanya.
8. Teman-teman kos ARH 48b: Mbak Lila “putri solo”, Mety “totalitas”, Risma “istiqomah”, Ervin “*someone special*”, Aty “energik”, dan Irva “cantik”. Terimakasih untuk segala bantuan, kerjasama, keceriaan, dan kebersamaannya selama ini. Akan sangat merindukan masa-masa kebersamaan kita, mudah-mudahan bisa dipertemukan lagi dilain kesempatan.
9. Teman-teman BPS angkatan 9: Mas Agung sebagai ketua angkatan yang bijak, Mbak Kiki, Mbak Ika, Mbak Ayu, Tiara andalan kita, terimakasih atas *sharing* ilmu, tugas dan goresan tintanya. Mbak Dewi atas segala kebaikannya. Mas Dinu, Mas Arif, Mas Benk, Bang Node, Suko, Leman, dan Bayu, serta teman-teman S2 Jurusan Statistika kelas reguler. Terimakasih atas bantuan, kebersamaan dan kekompakannya selama menjalani pendidikan di ITS.
10. Mardiana, Mbak Eka dan Pak Yudi di BPS Pusat, atas kesediaannya membantu dalam proses pengiriman berkas tesis. Semoga mendapat balasan yang lebih baik.
11. Semua pihak yang telah membantu penyelesaian tesis ini.

Penulis menyadari bahwa tesis ini masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu, saran maupun krtitik yang membangun sangat penulis harapkan demi perbaikan tesis ini. Akhirnya, penulis berharap mudah-mudahan tesis ini bermanfaat.

Surabaya, Januari 2017

Penulis

DAFTAR ISI

ABSTRAK	iii
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR.....	vii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR.....	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xvii
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	5
1.3 Tujuan Penelitian.....	5
1.4 Manfaat Penelitian.....	5
1.5 Batasan Masalah	6
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA.....	7
2.1 Regresi Linear.....	7
2.1.1 Pengujian Hipotesis Model Regresi Linier.....	8
2.1.2 Asumsi Klasik Model Regresi.....	9
2.2 Aspek Data Spasial.....	11
2.2.1 <i>Spatial Dependence</i>	11
2.2.2 <i>Spatial Heterogeneity</i>	12
2.3 <i>Geographically Weighted Regression</i>	12
2.3.1 Estimasi Parameter Model GWR	13
2.3.2 Fungsi Pembobot Spasial.....	14
2.3.3 Pengujian Hipotesis Parameter.....	17

2.4 Data Panel dan Regresi Data Panel.....	22
2.4.1 Pendekatan dan Metode Estimasi pada Model Regresi Data Panel.....	23
2.4.2 Pemilihan Metode Estimasi Model Regresi Data Panel	26
2.4.3 Pengujian Signifikansi Parameter	27
2.5 <i>Geographically Weighted Panel Regression</i>	28
2.5.1 Prosedur Pemodelan GWPR	28
2.6 Konsep Kemiskinan dan Faktor-faktor yang Diduga Mempengaruhi	32
2.6.1 Garis Kemiskinan.....	33
2.6.2 Indikator Kemiskinan.....	36
2.6.3 Faktor-faktor Penyebab Kemiskinan	36
2.6.4 Beberapa Penelitian Sebelumnya.....	39
2.6.5 Kerangka Konseptual	41
BAB 3 METODE PENELITIAN	43
3.1 Kajian Prosedur Pemodelan	43
3.2 Kajian Empiris: Pemodelan Persentase Penduduk Miskin di Provinsi Jawa Tengah.....	44
3.2.1 Sumber Data.....	44
3.2.2 Variabel Penelitian	44
3.2.3 Data Penelitian	45
3.2.4 Definisi Operasional Variabel Penelitian.....	45
3.3 Tahapan Analisis Data	46
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN	49
4.1 Prosedur Pemodelan GWPR	49
4.1.1 Formulasi Persamaan Model GWPR	49
4.1.2 Estimasi Parameter Model GWPR.....	49

4.1.3 Pengujian Hipotesis Parameter Model GWPR.....	51
4.2 Pemodelan Kemiskinan di Jawa Tengah dengan GWPR.....	56
4.2.1 Deskripsi Kemiskinan di Jawa Tengah	56
4.2.2 Analisis Pemodelan Kemiskinan di Jawa Tengah.....	61
4.2.3 Diskusi: Permasalahan Analisis Pemodelan Kemiskinan di Jawa Tengah dengan GWPR	79
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN	81
5.1 Kesimpulan.....	81
5.2 Saran	82
DAFTAR PUSTAKA	83
LAMPIRAN.....	87
BIOGRAFI PENULIS	131

DAFTAR TABEL

Tabel 2.4.	Penelitian Terdahulu tentang Kemiskinan.....	39
Tabel 3.1.	Data Penelitian.....	45
Tabel 4.1.	Persentase Penduduk Miskin menurut Provinsi, 2013-2015	57
Tabel 4.2.	Korelasi respon (y) dengan masing-masing variabel prediktor ($x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7$) dan korelasi antar variabel prediktor.....	63
Tabel 4.3.	Korelasi respon (y) dengan masing-masing variabel prediktor (x_1, x_4, x_5, x_6) dan korelasi antar variabel prediktor	63
Tabel 4.4.	Hasil estimasi FEM dengan <i>Within Estimator</i>	65
Tabel 4.5.	<i>Bandwidth</i> yang optimum dan nilai CV	71
Tabel 4.6.	Nilai <i>bandwidth</i> pada setiap lokasi pengamatan.....	71
Tabel 4.7.	Analisis varians.....	72
Tabel 4.8.	Pemodelan persentase penduduk miskin dengan GWPR pada tiga kabupaten/kota di Jawa Tengah.....	77
Tabel 4.9.	Perbandingan model global dan GWPR.....	78

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1.	GWR dengan <i>kernel fixed</i> (Fotheringham, Brunson, & Charlton, 2002).....	15
Gambar 2.2.	GWR dengan <i>kernel adaptif</i> (Fotheringham, Brunson, & Charlton, 2002).....	16
Gambar 2.3.	Kerangka konseptual penelitian (dimodifikasi dari World Bank, 2009).....	41
Gambar 4.1.	Persentase penduduk miskin menurut kabupaten/kota di Jawa Tengah, 2013-2015.....	58
Gambar 4.2.	Persebaran persentase penduduk miskin di Jawa Tengah menurut tahun: 2013 (a), 2014 (b) dan 2015 (c).....	59
Gambar 4.3.	<i>Cartogram</i> persentase penduduk miskin di Jawa Tengah menurut tahun : 2013 (a), 2014 (b) dan 2015 (c).....	60
Gambar 4.4.	<i>Scatter plot</i> respon dengan masing-masing variabel prediktor.	62
Gambar 4.5.	Persentase penduduk umur 15 tahun ke atas di Jawa Tengah berdasarkan status pekerjaan utama menurut tahun: 2013 (a), 2014 (b) dan 2015 (c).	66
Gambar 4.6.	Persentase penduduk umur 15 tahun ke atas di Jawa Tengah yang bekerja menurut jenis kelamin.	67
Gambar 4.7.	Persentase penduduk umur 15 tahun ke atas di Jawa Tengah yang bekerja menurut lapangan pekerjaan utama.....	67
Gambar 4.8.	Plot residual regresi panel FEM dengan <i>Within Estimator</i>	69
Gambar 4.9.	Pengelompokkan kabupaten/kota berdasarkan variabel yang signifikan mempengaruhi persentase penduduk miskin di Jawa Tengah.	73
Gambar 4.10.	Keragaman persentase penduduk miskin menurut kategori model yang terbentuk	76

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1.	Data Penelitian	87
Lampiran 2.	Koordinat lokasi dan jarak <i>Euclidean</i> antar lokasi pengamatan	90
Lampiran 3.	Nilai korelasi variabel prediktor.....	91
Lampiran 4.	Regresi panel <i>Pooled / Common Effect Model</i> (CEM) semua variabel prediktor	92
Lampiran 5.	Regresi panel <i>Fixed Effect Model</i> (FEM) semua variabel prediktor	93
Lampiran 6.	Regresi panel <i>Pooled/ Common Effect Model</i> (CEM) dengan variabel prediktor x_1, x_4, x_5 dan x_6	94
Lampiran 7.	Regresi panel <i>Fixed Effect Model</i> (FEM) dengan variabel prediktor x_1, x_4, x_5 dan x_6	95
Lampiran 8.	Uji <i>Chow</i>	97
Lampiran 9.	Uji <i>Hausman</i>	98
Lampiran 10.	Pengujian Asumsi Regresi	99
Lampiran 11.	Transformasi Data (<i>demeaning</i>) dengan <i>Within Estimator</i>	101
Lampiran 12.	Uji <i>Spatial Heterogeneity</i>	104
Lampiran 13.	Estimasi parameter model GWPR dengan fungsi <i>Adaptive Bisquare</i>	105
Lampiran 14.	Nilai statistik uji t untuk parameter yang dihasilkan dari pemodelan GWPR dengan fungsi <i>Adaptive Bisquare</i>	108
Lampiran 15.	Nilai standar error untuk parameter yang dihasilkan dari pemodelan GWPR dengan fungsi <i>Adaptive Bisquare</i>	111
Lampiran 16.	Nilai p-value untuk parameter yang dihasilkan dari pemodelan GWPR dengan fungsi <i>Adaptive Bisquare</i>	114
Lampiran 17.	<i>Syntax</i> Matlab R104b Pemodelan GWPR.....	117
Lampiran 18.	Output Pemodelan GWPR	127

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Regresi linear adalah salah satu metode statistik yang mempelajari hubungan antara respon dan satu atau lebih variabel prediktor. Estimasi parameter pada regresi linear klasik menggunakan pendekatan *Ordinary Least Square* (OLS). Pada metode OLS koefisien regresi yang diduga berlaku global untuk keseluruhan unit observasi. Model persamaan global akan memberikan informasi yang akurat untuk wilayah lokal jika tidak ada atau hanya ada sedikit keragaman antar wilayah lokalnya (Fotheringham, Brunson & Charlton, 2002).

Pada kenyatannya, terkadang kondisi antara lokasi satu dengan yang lainnya berbeda. Kondisi yang dipengaruhi oleh aspek spasial atau kondisi geografis suatu wilayah penelitian memungkinkan adanya heterogenitas spasial. Pada kasus keheterogenan spasial dikembangkan analisis regresi yang terboboti secara geografis yaitu *Geographically Weighted Regression* (GWR) dengan unit analisis lokasi. GWR merupakan teknik regresi lokal yang memungkinkan parameter model bervariasi di setiap lokasi. Model GWR dibangun dari metode pendekatan titik, yaitu berdasarkan posisi koordinat garis lintang (*latitude*) dan garis bujur (*longitude*). Parameter untuk model regresi di setiap lokasi akan menghasilkan nilai yang berbeda-beda. GWR dapat mengakomodasi efek spasial, sehingga dapat menjelaskan hubungan antara variabel respon dan prediktor dengan lebih baik.

Di sisi lain, dalam suatu penelitian, tidak cukup hanya melakukan pengamatan terhadap unit amatan dalam satu waktu tertentu saja, tetapi perlu juga mengamati unit tersebut pada berbagai periode waktu. Oleh karena itu, berkembanglah analisis regresi panel yang melibatkan unit *cross section* dan unit *time series*. Menurut Baltagi (2005), terdapat beberapa keuntungan menggunakan data panel. Keuntungan tersebut diantaranya adalah (1) data lebih informatif, bervariasi dan efisien, (2) dapat menghindari masalah multikolinearitas, (3) lebih unggul dalam mempelajari perubahan yang dinamis, (4) lebih dapat mengukur

pengaruh-pengaruh yang tidak dapat diobservasi pada data *cross section* murni dan *time series* murni, serta (5) dengan membuat data tersedia dalam jumlah lebih banyak maka data panel dapat meminimumkan bias yang dapat terjadi bila mengagregatkan individu ke dalam agregat yang lebih luas. Dengan mempelajari bentuk *cross section* berulang-ulang dari observasi, data panel lebih baik untuk mempelajari dinamika perubahan.

Dalam perkembangannya, beberapa peneliti, seperti Wang (2006) dan Huang, Wu & Bary (2010) memperluas konsep tentang kedekatan dalam GWR dalam dimensi ruang dan waktu, yaitu *Geographically and Temporally Weighted Regression* (GTWR). GTWR merupakan metode pengembangan dari GWR yang mengakomodasi adanya heterogenitas secara *spatial* (lokasi) dan *temporal* (waktu). GTWR menggabungkan informasi temporal dan spasial dalam matriks pembobot dalam mengidentifikasi adanya heterogenitas spasial dan temporal. Kemudian Yu (2010) melakukan pengembangan metode untuk analisis spasial-temporal dengan menggabungkan antara model GWR dan model regresi panel untuk pertama kalinya. Model ini adalah *Geographically Weighted Panel Regression* (GWPR) dengan *Fixed Effect Model*. Penelitian ini diterapkan pada pengembangan wilayah perekonomian di Beijing. Hasil penelitian tersebut menyimpulkan bahwa model GWPR lebih baik daripada GWR *cross-sectional* maupun model data panel. Beberapa penelitian lanjutan yang mengkaji model GWPR dan menyimpulkan hasil yang sama dengan Yu (2010), dilakukan oleh Bruna & Yu (2013) yang memodelkan serta mengestimasi persamaan upah *New Economic Geography* dengan data panel di Eropa. Cai, Yu & Oppenheimer (2014) juga melakukan penelitian dengan metode GWPR untuk mengetahui pengaruh variasi iklim terhadap produksi jagung di negara bagian Amerika Serikat.

Penelitian tentang GWPR tersebut didasarkan dari hasil studi empiris dan belum terdapat kajian bagaimana prosedur untuk memperoleh estimasi model secara statistik matematisnya. Oleh karena itu, pada penelitian ini akan dilakukan kajian secara analistik yaitu tentang bagaimana prosedur dalam estimasi model GWPR dengan asumsi *Fixed Effect Model* (FEM). Asumsi FEM digunakan dengan pertimbangan bahwa kondisi tiap unit pengamatan saling berbeda.

Menurut Hsiao (2003), pada model FEM intersep dari masing-masing unit *cross section* berbeda. Perbedaan ini disebabkan karena adanya karakteristik khusus dari masing-masing *cross section*. Kajian selanjutnya dalam penelitian ini adalah melakukan penerapan pemodelan GWPR pada kasus kemiskinan.

Kemiskinan merupakan suatu fenomena keheterogenan spasial, yang biasanya ditunjukkan dengan kecenderungan masyarakat miskin mengelompok pada suatu wilayah tertentu. Variasi geografis dalam kemiskinan dan besarnya tingkat kemiskinan sering disebabkan oleh faktor-faktor dengan dimensi spasial, misalnya sumbangan sumber daya alam dan akses untuk layanan seperti kesehatan dan pendidikan (Henninger & Snel, 2002). Pengurangan kemiskinan di suatu tempat akan mempengaruhi dan dipengaruhi tempat-tempat lain yang berada di sekitarnya, sehingga dengan kata lain kemiskinan memiliki unsur spasial (Crandall & Weber, 2004).

Penelitian tentang kemiskinan yang memperhatikan unsur spasial antara lain dilakukan oleh Benson, Chamberlin, & Rhinehart (2005), yang melakukan penelitian tentang faktor-faktor penentu kemiskinan di daerah pedesaan Malawi dengan mempertimbangkan faktor spasial, penelitian ini melakukan pemodelan regresi spasial dan pemodelan lokal dengan GWR. Dalam penelitian tersebut diperoleh hasil bahwa model GWR mampu menjelaskan variasi data lebih besar jika dibandingkan dengan model regresi spasial. Pada model regresi spasial, hanya terdapat sebanyak 8 variabel dari 24 variabel penentu kemiskinan yang signifikan, sedangkan semua variabel signifikan pada beberapa model lokal dengan GWR. Hal ini memberikan bukti yang cukup kuat bahwa terdapat keterkaitan antara kemiskinan dan faktor-faktor penentunya secara spasial, dan menunjukkan bahwa upaya penanggulangan kemiskinan di daerah pedesaan Malawi harus dirancang dan ditargetkan pada tingkat kabupaten dan kecamatan.

Penelitian sejenis dilakukan oleh Minot, Baulch, & Epprecht (2006), yang melakukan penelitian tentang kemiskinan dan ketidakmerataan di Vietnam dari pola spasial dan geografis. Regresi lokal dengan GWR menghasilkan koefisien model yang berbeda antar wilayah. Secara umum disimpulkan bahwa terdapat hubungan yang signifikan antara variabel iklim dan kemiskinan yang berbeda antar wilayah.

Penelitian tentang kemiskinan dengan GWR juga dilakukan oleh Sugiyanto (2008), yang mengkaji tentang estimasi parameter dan pengujian hipotesis model GWR serta menerapkan pada pemodelan kemiskinan di Propinsi Papua. Hasil penelitian menyimpulkan bahwa jika dibandingkan dengan model global, ternyata model GWR merupakan model terbaik, karena lebih mampu menerangkan keragaman variabel respon dan dapat menurunkan standar *error* lebih besar daripada model global. Prasetyawan (2011), melakukan penelitian tentang penentuan matriks pembobot yang optimum pada model GWR dengan studi kasus pemodelan kemiskinan di Jawa Tengah. Diperoleh hasil bahwa fungsi pembobot kernel *Gaussian* dapat membentuk matriks pembobot yang optimum daripada pemodelan GWR yang menggunakan fungsi pembobot kernel *Bisquare*.

Pemodelan kemiskinan lainnya dilakukan oleh Yuniarti (2010), dengan melakukan pemodelan faktor-faktor yang mempengaruhi persentase penduduk miskin di Jawa Timur menggunakan regresi data panel. Hasil pengujian model regresi panel yang sesuai adalah model PCR dengan FEM dengan efek *cross section weight*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa persentase penduduk miskin di Jawa Timur dapat diturunkan dengan meningkatkan Angka Partisipasi Sekolah, PDRB, Laju Pertumbuhan Ekonomi, Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja dan Angka Harapan Hidup. Selain itu adalah dengan cara menurunkan Angka Buta Huruf, Tingkat Pengangguran Terbuka dan Angka Kematian Bayi.

Samarta (2014) juga melakukan penelitian yang menganalisis tingkat kemiskinan di Provinsi Kepulauan Riau dengan regresi panel pendekatan *Random Effect*. Penelitian tersebut menyimpulkan bahwa secara simultan Indeks Pembangunan Manusia, pertumbuhan ekonomi dan pengangguran berpengaruh secara signifikan terhadap tingkat kemiskinan di Provinsi Kepulauan Riau.

Unit observasi pada penelitian ini adalah kabupaten/kota di Provinsi Jawa Tengah dari tahun 2013 sampai dengan tahun 2015. Persentase penduduk miskin di Provinsi Jawa Tengah cukup tinggi, nilainya selalu diatas angka persentase kemiskinan nasional. Di Pulau Jawa, persentase penduduk miskin di provinsi Jawa Tengah menempati urutan kedua setelah Daerah Istimewa Yogyakarta. Apabila ditelusuri lebih lanjut, ternyata besarnya persentase penduduk miskin di

Provinsi Jawa Tengah cukup beragam jika dilihat menurut kabupaten/kota, dan mempunyai pola yang cenderung mengelompok pada wilayah yang berdekatan.

Persentase penduduk miskin di Provinsi Jawa Tengah selama tahun 2013-2015 cukup fluktuatif dan menunjukkan trend yang menurun meskipun tidak terlalu signifikan, yaitu dari 14,44 persen menjadi 14,46 persen dan kemudian menjadi 13,58 persen. Oleh karena itu, perlu dilakukan analisis secara berkesinambungan untuk menangkap faktor-faktor yang mempengaruhi perubahan besarnya persentase penduduk miskin yang terjadi setiap tahunnya.

Terkait dengan hal tersebut diatas, pada penelitian ini akan dilakukan pemodelan penduduk miskin di Jawa Tengah dengan GWPR. Model ini menjadi salah satu alternatif yang dapat digunakan untuk menganalisis data dengan aspek spasial sekaligus dapat menangkap dinamika perubahan karena pengamatan dilakukan secara panel yaitu berulang pada beberapa waktu untuk setiap lokasi yang sama. Dalam penelitian ini, panel yang digunakan adalah panel pendek, karena hanya mengamati sebanyak 3 tahun.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian pada subbab latar belakang dapat dirumuskan permasalahan antara lain: bagaimana prosedur pada pemodelan GWPR, dan bagaimana menerapkan GWPR dalam pemodelan kasus persentase penduduk miskin di Provinsi Jawa Tengah.

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan permasalahan diatas, maka tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah:

1. Mengkaji prosedur pada pemodelan GWPR.
2. Menerapkan GWPR pada pemodelan persentase penduduk miskin di Provinsi Jawa Tengah.

1.4 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini diantaranya adalah:

1. Memberikan wawasan keilmuan tentang prosedur pada pemodelan GWPR sebagai salah satu bentuk kajian ilmiah yang dapat dikembangkan lebih lanjut.
2. Mengembangkan pengetahuan tentang penerapan pemodelan GWPR.
3. Menjadi salah satu alternatif dalam analisis data, khususnya untuk data spasial yang cukup banyak dihasilkan oleh Badan Pusat Statistik maupun instansi pemerintahan/swasta/penelitian lainnya.
4. Hasil pemodelan dapat digunakan untuk pertimbangan dalam pengambilan kebijakan terkait program-program pengentasan kemiskinan.

1.5 Batasan Masalah

Dalam penelitian ini, permasalahan dibatasi oleh :

1. Penggunaan metode FEM pada asumsi model regresi panel.
2. Kasus yang diterapkan adalah persentase kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah dengan periode penelitian dari tahun 2013-2015 sehingga termasuk panel pendek.

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Regresi Linear

Regresi merupakan suatu metode untuk mengukur besarnya pengaruh variabel respon terhadap prediktor (Gujarati D. , 2004). Dalam penggunaan regresi, terdapat beberapa asumsi dasar yang dapat menghasilkan estimator linier tak bias yang terbaik model regresi yang diperoleh dari metode kuadrat terkecil. Asumsi-asumsi dasar itu dikenal dengan asumsi klasik yang terdiri atas homoskedastisitas, non-autokorelasi, non-multikolinearitas, dan normalitas residual.

Persamaan umum untuk model analisis regresi linier dengan sampel n dan jumlah prediktor p adalah sebagai berikut :

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip} + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.1)$$

Dalam bentuk matriks, persamaan umum model regresi linier adalah sebagai berikut :

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.2)$$

dengan,

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}; \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \dots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & \dots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & \dots & x_{np} \end{bmatrix}; \boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_p \end{bmatrix}; \boldsymbol{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

dimana \mathbf{y} adalah vektor respon, \mathbf{X} adalah matriks prediktor yang berukuran $n \times (p + 1)$, $\boldsymbol{\beta}$ adalah vektor parameter $(\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)^T$ dan $\boldsymbol{\varepsilon}$ adalah vektor *error* yang dinotasikan dengan $(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n)^T$. Asumsi yang harus dipenuhi yaitu $\varepsilon_i \sim iid N(0, \sigma^2)$.

Dengan menggunakan metode *Ordinary Least Square* (OLS) untuk meminimumkan jumlah kuadrat error, sehingga didapatkan estimator parameter $\boldsymbol{\beta}$.

$$\min \boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon} = \min \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2$$

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon} &= (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) \\
&= \mathbf{y}^T \mathbf{y} - \mathbf{y}^T \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} - (\mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T \mathbf{y} + (\mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \\
&= \mathbf{y}^T \mathbf{y} - \mathbf{y}^T \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} - \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{y} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \\
&= \mathbf{y}^T \mathbf{y} - (\mathbf{y}^T \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T - \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{y} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \\
&= \mathbf{y}^T \mathbf{y} - \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{y} - \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{y} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \\
&= \mathbf{y}^T \mathbf{y} - 2\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{y} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}
\end{aligned}$$

Penduga parameter $\boldsymbol{\beta}$ pada model regresi diperoleh dengan menurunkan $\boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon}$ terhadap $\boldsymbol{\beta}$ dan kemudian disamakan dengan nol.

$$\frac{\partial(\boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon})}{\partial \boldsymbol{\beta}} = 0$$

$$0 - 2\mathbf{X}^T \mathbf{y} + 2\mathbf{X}^T \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} = 0$$

sehingga,

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y} \quad (2.3)$$

$\hat{\boldsymbol{\beta}}$ merupakan penaksir yang tak bias untuk $\boldsymbol{\beta}$

2.1.1 Pengujian Hipotesis Model Regresi Linier

Untuk mengetahui kesesuaian model regresi dapat dilakukan uji serentak dengan hipotesis sebagai berikut :

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$$

$$H_1: \text{minimal ada satu } \beta_k \neq 0, \text{ dimana } k = 1, 2, \dots, p$$

Tabel 2.1. Analisis Varians Model Regresi

Sumber Variasi	Jumlah Kuadrat	Derajat Bebas	Rata-rata Kuadrat	F Hitung
Regresi	$\hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{X}^T \mathbf{y} - n\bar{y}^2$	p	$MSR = \frac{SSR}{p}$	$F = \frac{MSR}{MSE}$
Error	$\mathbf{y}^T \mathbf{y} - \hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{X}^T \mathbf{y}$	$n - p - 1$	$MSE = \frac{SSE}{n - p - 1}$	
Total	$\mathbf{y}^T \mathbf{y} - n\bar{y}^2$	$n - 1$		

Sumber : Rencher & Schaalje (2008)

adapun daerah penolakan H_0 adalah apabila $F_{hitung} > F_{\alpha,p,n-p-1}$, atau bisa dengan melihat nilai p value dimana tolak H_0 jika $p - value < \alpha$.

Pengujian secara parsial untuk mengetahui parameter mana saja yang signifikan terhadap model dilakukan dengan hipotesis sebagai berikut :

$$H_0 : \beta_k = 0$$

$$H_1 : \beta_k \neq 0$$

Statistik uji yang digunakan dalam pengujian parsial ini adalah:

$$t = \frac{\hat{\beta}_k}{se(\hat{\beta}_k)} \quad (2.4)$$

$se(\hat{\beta}_k)$ adalah standar error dari koefisien $\hat{\beta}_k$.

Dibawah H_0 , t akan mengikuti distribusi t dengan derajat bebas $(n-p-1)$ sehingga jika diberikan tingkat signifikansi sebesar α maka diambil keputusan tolak H_0 jika $|t_{hit}| > t_{\alpha/2;n-p-1}$. Untuk mengukur besarnya variansi variabel respon yang dijelaskan oleh model regresi digunakan nilai koefisien determinasi R^2 sebagai berikut :

$$\begin{aligned} R^2 &= 1 - \frac{SSE}{SST} \\ &= 1 - \left(\frac{\mathbf{y}^T \mathbf{y} - \hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{X}^T \mathbf{y}}{\mathbf{y}^T \mathbf{y} - n\bar{y}^2} \right) \end{aligned} \quad (2.5)$$

2.1.2 Asumsi Klasik Model Regresi

Metode OLS dibangun menggunakan beberapa asumsi klasik, yaitu tentang masalah multikolinearitas, heteroskedastisitas, autokorelasi dan normalitas residual.

a. Multikolinearitas

Hubungan linier antara beberapa atau semua variabel prediktor didalam model regresi disebut multikolinearitas. Salah satu asumsi model regresi linier klasik adalah tidak terdapat multikolinearitas diantara variabel-variabel prediktor yang masuk dalam model (Gujarati D. , 2004).

Beberapa indikator yang dapat digunakan dalam mendeteksi multikolinearitas adalah sebagai berikut (Gujarati dalam Yuniarti, 2010):

1. Jika R^2 sangat tinggi tetapi tidak ada satupun koefisien regresi signifikan secara statistik atas pengujian t.
2. Jika koefisien korelasi antara dua variabel prediktor cukup tinggi.
3. Jika R^2 sangat tinggi tetapi korelasi parsial rendah.
4. Meregresikan tiap variabel x_k atas sisa variabel x dalam model dan mengetahui koefisien determinasi yang berhubungan dengan R_k^2 . Suatu R_k^2 yang tinggi akan menguraikan bahwa x_k sangat berkorelasi dengan sisa variabel x .

Menurut Ryan (1997) dalam Yuniarti (2010), multikolinearitas dapat menyebabkan tanda koefisien menjadi salah, dimana tanda dari $\hat{\beta}_k$ berbeda dengan dari tanda korelasi antara x_k dan y .

b. Heteroskedastisitas

Salah satu asumsi penting dari model regresi linier adalah bahwa *error* yang muncul dalam fungsi regresi adalah homoskedastik, yaitu mempunyai varians yang sama (Gujarati D. , 2004).

$$E(\varepsilon_i^2) = \sigma^2, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.6)$$

Pelanggaran atas asumsi ini disebut heteroskedastisitas, yaitu varians *error* tidak sama.

c. Autokorelasi

Menurut Yuniarti (2010), istilah autokorelasi dapat didefinisikan sebagai korelasi antara anggota serangkaian observasi yang diurutkan menurut waktu (seperti dalam data *time series*) atau ruang (seperti dalam data *cross section*). Dalam model regresi linier klasik, diasumsikan bahwa autokorelasi seperti itu tidak terdapat dalam *error* (Gujarati D. , 2004).

$$E(\varepsilon_i \varepsilon_j) = 0, \quad \text{untuk } j \neq i \quad (2.7)$$

d. Normalitas

Regresi linier klasik mengasumsikan bahwa tiap *error* (ε_i) bedistribusi secara normal dengan rata-rata $E(\varepsilon_i) = 0$, varians $E(\varepsilon_i^2) = \sigma^2$, dan $E(\varepsilon_i \varepsilon_j) = 0$ untuk $j \neq i$. Secara ringkas dapat ditulis:

$$\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2) \quad (2.8)$$

Menurut Gujarati D. (2004), dengan asumsi kenormalan, estimator OLS mempunyai sifat tidak bias, efisien dan konsisten.

2.2 Aspek Data Spasial

Analisis spasial dilakukan jika data yang digunakan memenuhi aspek spasial, yaitu memiliki sifat *error* yang saling berkorelasi (*spatial dependence*) dan memiliki heterogenitas spasial (*spatial heterogeneity*).

2.2.1 Spatial Dependence

Salah satu masalah yang terjadi karena perbedaan lokasi adalah adanya ketergantungan spasial. Hukum pertama tentang geografi yang dikemukakan oleh Tobler dalam Anselin (1988) mengatakan bahwa “*Everything is related to everything else, but near things are more related than distant things*”. Segala sesuatu saling berhubungan satu dengan yang lainnya, tetapi sesuatu yang dekat lebih mempunyai pengaruh daripada sesuatu yang jauh. Pengujian *spatial dependence* dilakukan untuk melihat apakah pengamatan di suatu lokasi berpengaruh terhadap pengamatan di lokasi lain yang berdekatan. Pengujian ini dapat dilakukan melalui *Moran’s I Statistic* (Anselin, 1988).

$$I = \left[\frac{N}{S} \right] \cdot \left\{ \frac{\boldsymbol{\varepsilon}^T \mathbf{W} \boldsymbol{\varepsilon}}{\boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon}} \right\} \quad (2.9)$$

dimana $\boldsymbol{\varepsilon}$ adalah vektor residual dari OLS, \mathbf{W} yaitu matriks pembobot spasial, N adalah jumlah observasi dan S adalah faktor standarisasi. Untuk matrik pembobot yang terstandarisasi maka $\left[\frac{N}{S} \right]$ bernilai satu. Hipotesis pada statistik Morans’ I adalah:

H_0 : Tidak terjadi *spatial dependence*

H_1 : Terjadi *spatial dependence*

Statistik uji yang digunakan adalah

$$Z_I = \frac{(\hat{I} - E(\hat{I}))}{\sqrt{\text{Var}(\hat{I})}}$$

Tolak H_0 jika $|Z_I| \geq Z_{\alpha/2}$

2.2.2 Spatial Heterogeneity

Heterogenitas spasial terjadi akibat adanya perbedaan karakteristik satu wilayah dengan wilayah lainnya (efek wilayah yang random). Menguji heterogenitas spasial dalam model regresi sangat penting karena mengabaikan hal tersebut akan menyebabkan estimasi tidak efisien dan kesimpulan yang diperoleh kurang sesuai. Pengujian heterogenitas spasial dilakukan dengan menggunakan statistik uji *Breusch-Pagan*. Hipotesisnya adalah:

$$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2$$

$$H_0 : \text{minimal ada satu } \sigma_i^2 \neq \sigma^2$$

Nilai dari *BP test* adalah :

$$BP = \left(\frac{1}{2}\right) \mathbf{f}^T \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{f} \sim \chi_{(p)}^2 \quad (2.10)$$

dimana :

$\mathbf{f} = (f_1, f_2, \dots, f_n)^T$ dengan $\mathbf{f} = \left(\frac{e_i^2}{\sigma^2} - 1\right)$, $\varepsilon_i = y_i - \hat{y}_i$ adalah *least square* residual untuk pengamatan ke- i . \mathbf{Z} merupakan matriks berukuran $n \times (p + 1)$ yang berisi vektor yang sudah dinormal standarkan untuk setiap pengamatan.

Tolak H_0 bila $BP > \chi_{(p)}^2$ atau jika $p - \text{value} < \alpha$ dengan p adalah banyaknya prediktor.

2.3 Geographically Weighted Regression

GWR merupakan metode yang digunakan untuk mengeksplorasi nonstationer spasial, yang didefinisikan sebagai sifat dan hubungan yang signifikan antar variabel yang berbeda pada lokasi satu ke lokasi lainnya (Fotheringham, Brunson, & Charlton, 2002). Parameter untuk model regresi di setiap lokasi akan menghasilkan nilai yang berbeda-beda. Model GWR ditulis sebagai berikut:

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{ik} + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.11)$$

dimana

y_i : nilai observasi variabel respon ke- i

x_{ik} : nilai observasi variabel prediktor k pada pengamatan ke- i

β : koefisien regresi

(u_i, v_i) : titik koordinat lokasi i

ε_i : error ke- i

bentuk error $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ diasumsikan independen, identik dan mengikuti distribusi normal dengan mean nol dan varian konstan ($\varepsilon_i \sim iid N(0, \sigma^2)$).

2.3.1 Estimasi Parameter Model GWR

Pada pengujian model GWR diasumsikan bahwa data yang diamati di dekat titik i lebih berpengaruh pada estimasi parameter $\beta_k(u_i, v_i)$ dibandingkan dengan data yang lokasinya jauh dari titik i . Melalui persamaan (2.11) dapat mengukur hubungan yang erat dari model disekitar setiap titik i , sehingga untuk mengestimasi parameter dari model GWR dapat dilakukan dengan memberikan pembobotan pada setiap observasi sesuai dengan kedekatannya pada titik i . Metode estimasi ini dinamakan dengan metode WLS, sehingga pembobotan untuk setiap observasi berbeda sesuai dengan lokasi observasi tersebut.

Misalkan pembobot untuk setiap lokasi (u_i, v_i) adalah $w_j(u_i, v_i)$, dimana $j = 1, 2, \dots, n$, maka parameter pada lokasi (u_i, v_i) diduga dengan menambahkan unsur pembobot $w_j(u_i, v_i)$ pada persamaan (2.11), kemudian meminimumkan jumlah kuadrat error :

$$\sum_{j=1}^n w_j(u_i, v_i) \varepsilon_j^2 = \sum_{j=1}^n w_j(u_i, v_i) [y_j - \beta_0(u_i, v_i) - \sum_{k=1}^p \beta_k(u_i, v_i) x_{jk}]^2 \quad (2.12)$$

Sehingga estimator untuk koefisien regresi lokal pada GWR adalah sebagai berikut (Fotheringham, Brunson, & Charlton, 2002) :

$$\hat{\beta}(u_i, v_i) = (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(u_i, v_i) \mathbf{y} \quad (2.13)$$

dimana $\hat{\beta}(u_i, v_i) = (\hat{\beta}_{i0}, \hat{\beta}_{i1}, \hat{\beta}_{i2}, \dots, \hat{\beta}_{ip})^T$ adalah vektor koefisien regresi lokal dan $\mathbf{W}(u_i, v_i)$ adalah matriks diagonal dengan elemen pada diagonalnya merupakan pembobot geografis pada setiap data untuk lokasi pengamatan ke- i , dan elemen lainnya merupakan angka nol. Untuk mempermudah penulisan, $\mathbf{W}(u_i, v_i)$ dituliskan menjadi $\mathbf{W}(i)$.

Dengan menggunakan notasi matriks, $\boldsymbol{\beta}$ merupakan matriks yang berisi parameter lokal akan memiliki struktur sebagai berikut :

$$\boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0(u_1, v_1) & \beta_1(u_1, v_1) & \cdots & \beta_p(u_1, v_1) \\ \beta_0(u_2, v_2) & \beta_1(u_2, v_2) & \cdots & \beta_p(u_2, v_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_0(u_n, v_n) & \beta_1(u_n, v_n) & \cdots & \beta_p(u_n, v_n) \end{bmatrix}$$

Sehingga dapat dituliskan estimasi untuk parameter pada setiap baris dari matriks tersebut adalah:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}(i) = (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(i) \mathbf{y} \quad (2.14)$$

dimana i menunjukkan baris pada matriks $\boldsymbol{\beta}$ dan $\mathbf{W}(i)$ adalah matriks pembobot spasial untuk lokasi pengamatan ke- i .

$$\mathbf{W}(i) = \begin{bmatrix} w_{i1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & w_{i2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & w_{in} \end{bmatrix}$$

dimana w_{ij} merupakan pembobot yang diberikan pada data ke- j untuk lokasi pengamatan ke- i .

2.3.2 Fungsi Pembobot Spasial

Pada analisis spasial, penaksiran parameter disuatu titik (u_i, v_i) akan lebih dipengaruhi oleh titik-titik yang dekat dengan lokasi (u_i, v_i) daripada titik-titik yang lebih jauh. Oleh karena itu, pemilihan pembobot spasial yang digunakan dalam menaksir parameter dalam persamaan (2.13) menjadi sangat penting. Peran pembobot pada model GWR adalah nilai pembobot yang mewakili letak data observasi satu dengan lainnya. Terdapat beberapa literatur yang dapat digunakan untuk menentukan besarnya pembobot untuk masing-masing lokasi yang berbeda pada model GWR, diantaranya adalah:

A. Fungsi Invers Jarak (*Invers Distance Function*)

Misalkan $1/d_{ij}$ adalah fungsi invers jarak yang mewakili pembobot antara lokasi (u_i, v_i) dan lokasi (u_j, v_j) dimana $(d_{ij})^2 = (u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2$

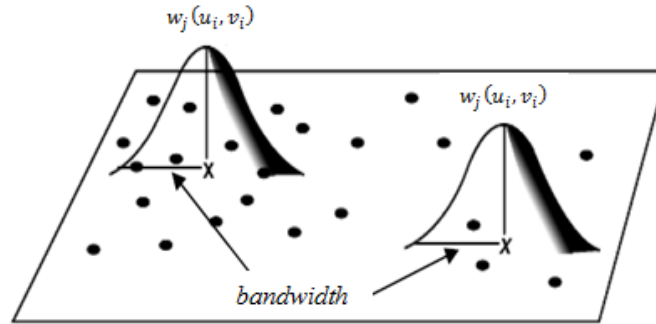
adalah jarak *Euclidian* antara lokasi (u_i, v_i) dan lokasi (u_j, v_j) . Pembobot ini dapat ditulis :

$$w_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{jika } d_{ij} \leq h \\ 0, & \text{jika } d_{ij} > h \end{cases} \quad (2.15)$$

B. Fungsi Pembobot Kernel (*Kernel Function*)

Pembobot yang terbentuk dengan menggunakan fungsi kernel ini dapat dibedakan menjadi :

1. Fungsi *Kernel Fixed*, yaitu fungsi *kernel* yang memiliki *bandwidth* yang sama pada setiap lokasi pengamatan. Secara umum dapat digambarkan seperti pada Gambar 2.1.



- x : lokasi pengamatan ke- i (*regression point*)
- \bullet : lokasi pengamatan lainnya (*data point*)

Gambar 2.1. GWR dengan *kernel fixed* (Fotheringham, Brunson, & Charlton, 2002)

Fungsi kernel ini diantaranya adalah :

- (i) *Gaussian*

$$w_{ij} = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{h}\right)^2\right) \quad (2.16)$$

- (ii) *Bisquare*

$$w_{ij} = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h}\right)^2\right)^2, & \text{untuk } d_{ij} \leq h \\ 0, & \text{untuk lainnya} \end{cases} \quad (2.17)$$

(iii) *Tricube*

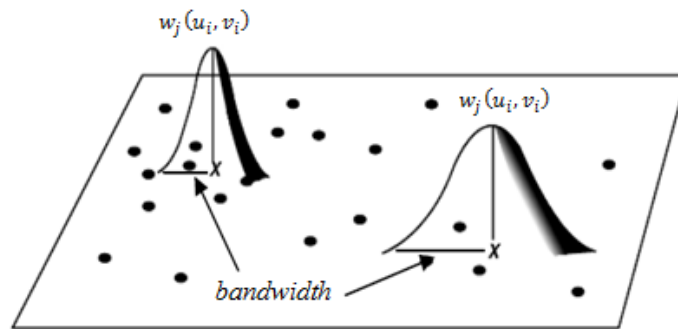
$$w_{ij} = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h}\right)^3\right)^3, & \text{untuk } d_{ij} \leq h \\ 0, & \text{untuk lainnya} \end{cases} \quad (2.18)$$

d_{ij} adalah jarak antara titik di lokasi i dan lokasi j yang didapatkan dari jarak *euclidean* $(d_{ij})^2 = (u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2$. Sementara h adalah parameter non negatif yang dikenal dengan *bandwidth* atau parameter penghalus.

2. Fungsi *Kernel Adaptif*, yaitu fungsi *kernel* yang memiliki *bandwidth* yang berbeda pada masing-masing lokasi pengamatan. Seperti yang terlihat pada gambar 2.2. Salah satu fungsi *kernel adaptif* adalah fungsi *Adaptive Bisquare* (Fotheringham, 2002).

$$w_{ij} = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{d_{ij}}{h_i}\right)^2\right)^2, & \text{untuk } d_{ij} \leq h_i \\ 0, & \text{untuk lainnya} \end{cases} \quad (2.19)$$

dimana h_i merupakan *bandwidth* yang menunjukkan jumlah atau proporsi dari observasi untuk dimasukkan pada lokasi pengamatan ke- i .



- x : lokasi pengamatan ke- i (*regression point*)
- \bullet : lokasi pengamatan lainnya (*data point*)

Gambar 2.2. GWR dengan *kernel adaptif* (Fotheringham, Brunsdon, & Charlton, 2002)

Nilai pembobot dari suatu data akan mendekati 1 jika jaraknya berdekatan atau berhimpitan dan akan semakin mengecil sehingga mendekati nol jika jaraknya semakin jauh. Apabila pembobot yang digunakan adalah fungsi

kernel maka pemilihan *bandwidth* ini sangatlah penting karena merupakan pengontrol keseimbangan antara kesesuaian kurva terhadap data dan kemulusan data. Salah satu metode untuk mendapatkan *bandwidth* optimum adalah menggunakan pendekatan *Cross Validation* (CV). *Bandwidth* yang optimum diperoleh jika nilai CV yang dihasilkan adalah yang paling minimum.

$$CV = \sum_{i=1}^n [y_i - \hat{y}_{\neq i}(h)]^2 \quad (2.20)$$

dengan $\hat{y}_{\neq i}(h)$ adalah nilai taksiran untuk y_i dengan menghilangkan observasi pada titik i dari proses pengujian parameter. Proses untuk mendapatkan *bandwidth* yang meminimumkan nilai CV bisa dilakukan dengan menggunakan teknik *Golden Section Search* (Fotheringham, Brunson, & Charlton, 2002).

2.3.3 Pengujian Hipotesis Parameter

Pengujian kesesuaian model GWR (*Goodness of Fit*) dilakukan dengan menguji kesesuaian dari parameter secara serentak. Hipotesis pengujian kesesuaian model GWR adalah sebagai berikut.

$$H_0: \beta_k(u_i, v_i) = \beta_k \text{ untuk setiap } k = 1, 2, \dots, p$$

(tidak ada perbedaan yang signifikan antara model regresi global dan GWR)

$$H_1: \text{Paling sedikit ada satu } \beta_k(u_i, v_i) \neq \beta_k, \quad k = 1, 2, \dots, p$$

(ada perbedaan yang signifikan antara model regresi global dan GWR)

Statistik uji berdasarkan *Sum Square Error* (SSE) dibawah H_0 dan H_1 . Dibawah H_0 jika tidak ada perbedaan antara model global dan GWR, sehingga model GWR tidak tepat menggambarkan data. Dibawah H_1 jika model yang sesuai adalah model GWR dengan parameter regresi bervariasi secara parsial.

Dibawah H_0 , berarti sama dengan menurunkan rumus SSE untuk regresi global, yaitu sebagai berikut :

$$SSE(H_0) = \mathbf{y}^T (\mathbf{I} - \mathbf{H}) \mathbf{y} \quad (2.21)$$

dimana $\mathbf{H} = \mathbf{X}(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T$. Karena $(\mathbf{I} - \mathbf{H})$ adalah matriks idempoten, maka distribusi $\frac{(n-p-1)s^2}{\sigma^2} = \frac{SSE(H_0)}{\sigma^2}$ akan mengikuti distribusi χ^2 dengan derajat bebas $(n-p-1)$.

Dibawah H_1 , penurunan rumus untuk mendapatkan $SSE(H_1)$ adalah sebagai berikut:

dimisalkan $\mathbf{x}_i^T = (1, x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})$ adalah baris ke- i dari matriks \mathbf{X} , dan $\hat{\boldsymbol{\beta}}(i)$ adalah vektor estimasi parameter di lokasi ke- i , maka estimasi nilai y pada lokasi ke- i dapat diperoleh sebagai berikut:

$$\hat{y}_i = \mathbf{x}_i^T \hat{\boldsymbol{\beta}}(i) \quad (2.22)$$

$$\hat{y}_i = \mathbf{x}_i^T (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(i) \mathbf{y}$$

dimana $\mathbf{x}_i^T (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(i)$ disebut juga matriks proyeksi yaitu matriks yang memproyeksikan nilai \mathbf{y} menjadi $\hat{\mathbf{y}}$ pada lokasi ke- i .

Misalkan $\hat{\mathbf{y}} = (\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_n)^T$ dan $\hat{\boldsymbol{\varepsilon}} = (\hat{\varepsilon}_1, \hat{\varepsilon}_2, \dots, \hat{\varepsilon}_n)^T$ adalah vektor estimasi nilai y dan vektor error, maka estimasi nilai y dapat ditulis dalam bentuk :

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{L} \mathbf{y} \quad (2.23)$$

Sedangkan vektor errornya adalah :

$$\hat{\boldsymbol{\varepsilon}} = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}} = (\mathbf{I} - \mathbf{L}) \mathbf{y} \quad (2.24)$$

dimana:

$$\mathbf{L} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1^T (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(1) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(1) \\ \mathbf{x}_2^T (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(2) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(2) \\ \vdots \\ \mathbf{x}_n^T (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(n) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(n) \end{bmatrix}$$

adalah matriks berukuran $n \times n$ dan \mathbf{I} adalah matriks identitas ordo n .

Nilai $SSE(H_1)$ diperoleh dengan mengkuadratkan $\hat{\boldsymbol{\varepsilon}}$, yaitu :

$$\begin{aligned} SSE(H_1) &= \hat{\boldsymbol{\varepsilon}}^T \hat{\boldsymbol{\varepsilon}} \\ &= ((\mathbf{I} - \mathbf{L}) \mathbf{y})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L}) \mathbf{y} \\ &= \mathbf{y}^T (\mathbf{I} - \mathbf{L})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L}) \mathbf{y} \end{aligned} \quad (2.25)$$

Ukuran ini merupakan ukuran kesesuaian model GWR yang dihitung dari data observasi dan digunakan untuk menaksir nilai varians σ^2 .

$$E(\hat{\boldsymbol{\varepsilon}}) = E(\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})$$

$$E(\hat{\boldsymbol{\varepsilon}}) = E(\mathbf{y}) - E(\hat{\mathbf{y}}) = 0$$

sedangkan variansi dari errornya adalah :

$$\text{var}(\boldsymbol{\varepsilon}) = E(\boldsymbol{\varepsilon} - E(\boldsymbol{\varepsilon}))^T (\boldsymbol{\varepsilon} - E(\boldsymbol{\varepsilon}))$$

$$\sigma^2 \mathbf{I} = E(\boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon} - 2\boldsymbol{\varepsilon} E(\boldsymbol{\varepsilon}) + E(\boldsymbol{\varepsilon})^T E(\boldsymbol{\varepsilon}))$$

karena $E(\boldsymbol{\varepsilon}) = 0$, maka :

$$\sigma^2 \mathbf{I} = E(SSE(H_1) = \hat{\boldsymbol{\varepsilon}}^T \hat{\boldsymbol{\varepsilon}})$$

oleh karena itu, $SSE(H_1)$ dapat dituliskan juga :

$$SSE(H_1) = \hat{\boldsymbol{\varepsilon}}^T \hat{\boldsymbol{\varepsilon}}$$

$$\begin{aligned} SSE(H_1) &= (\hat{\boldsymbol{\varepsilon}} - E(\hat{\boldsymbol{\varepsilon}}))^T (\hat{\boldsymbol{\varepsilon}} - E(\hat{\boldsymbol{\varepsilon}})) \\ &= ((\mathbf{I} - \mathbf{L})\mathbf{y} - E((\mathbf{I} - \mathbf{L})\mathbf{y}))^T ((\mathbf{I} - \mathbf{L})\mathbf{y} - E((\mathbf{I} - \mathbf{L})\mathbf{y})) \\ &= ((\mathbf{I} - \mathbf{L})\mathbf{y} - (\mathbf{I} - \mathbf{L})E(\mathbf{y}))^T ((\mathbf{I} - \mathbf{L})\mathbf{y} - (\mathbf{I} - \mathbf{L})E(\mathbf{y})) \\ &= (\mathbf{y} - E(\mathbf{y}))^T (\mathbf{I} - \mathbf{L})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L})(\mathbf{y} - E(\mathbf{y})) \end{aligned}$$

karena $\boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{y} - E(\mathbf{y})$, maka menjadi:

$$SSE(H_1) = \boldsymbol{\varepsilon}^T (\mathbf{I} - \mathbf{L})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L}) \boldsymbol{\varepsilon}$$

sehingga nilai harapan dari $SSE(H_1)$, yaitu:

$$\begin{aligned} E(SSE(H_1)) &= E(\boldsymbol{\varepsilon}^T (\mathbf{I} - \mathbf{L})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L}) \boldsymbol{\varepsilon}) \\ &= E(\text{tr}(\boldsymbol{\varepsilon}^T (\mathbf{I} - \mathbf{L})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L}) \boldsymbol{\varepsilon})) \\ &= E(\text{tr}((\mathbf{I} - \mathbf{L})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L}) \boldsymbol{\varepsilon} \boldsymbol{\varepsilon}^T)) \\ &= \text{tr}((\mathbf{I} - \mathbf{L})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L})) E(\boldsymbol{\varepsilon} \boldsymbol{\varepsilon}^T) \\ &= \delta_1 \sigma^2 \end{aligned}$$

dimana $\delta_1 = \text{tr}((\mathbf{I} - \mathbf{L})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L}))$ adalah *trace* dari matrik $\text{tr}((\mathbf{I} - \mathbf{L})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L}))$.

Sehingga diperoleh estimasi untuk σ^2 adalah sebagai berikut :

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{SSE(H_1)}{\delta_1}$$

yang merupakan estimator tak bias untuk σ^2 .

Adapun $\frac{SSE(H_1)}{\delta_1}$ akan mengikuti distribusi $c\chi^2$ dengan rata-ratanya adalah δ_1

dan variansnya adalah $2\delta_2$, dimana $\delta_2 = tr((\mathbf{I} - \mathbf{L})^T(\mathbf{I} - \mathbf{L}))^2$.

$$E\left(\frac{SSE(H_1)}{\sigma^2}\right) = \frac{\delta_1\sigma^2}{\sigma^2} = \delta_1$$

Sehingga rata-ratanya adalah δ_1

$$\begin{aligned} var\left(\frac{SSE(H_1)}{\sigma^2}\right) &= 2 \sum_{i=1}^n \lambda_i^2 \\ &= 2tr((\mathbf{I} - \mathbf{L})^T(\mathbf{I} - \mathbf{L}))^2 \\ &= 2\delta_2 \end{aligned}$$

Karena $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ adalah nilai eigen dari matriks $(\mathbf{I} - \mathbf{L})^T(\mathbf{I} - \mathbf{L})$ maka $\lambda_1^2, \lambda_2^2, \dots, \lambda_n^2$ adalah nilai eigen dari matriks $((\mathbf{I} - \mathbf{L})^T(\mathbf{I} - \mathbf{L}))^2$.

Secara umum, jika ada suatu variabel random yang mengikuti distribusi χ_r^2 , maka rata-rata dan varians variabel tersebut adalah r dan $2r$. Sehingga jika variabel random tersebut mengikuti distribusi $c\chi_r^2$, maka rata-rata dan variansnya adalah cr dan $2c^2r$. Sehingga :

$$cr = \delta_1$$

$$2c^2r = 2\delta_2$$

Jika kedua persamaan tersebut disubstitusikan , maka diperoleh:

$$c = \frac{\delta_2}{\delta_1} \text{ dan } r = \frac{\delta_1^2}{\delta_2}$$

sehingga :

$$\frac{SSE(H_1)}{c\sigma^2} = \frac{\delta_1^2\hat{\sigma}^2}{\delta_2\sigma^2} \sim \chi^2(df = \frac{\delta_1^2}{\delta_2})$$

dimana nilai derajat bebas $\frac{\delta_1^2}{\delta_2}$ dibulatkan ke atas dan dinotasikan dengan $\left\lceil \frac{\delta_1^2}{\delta_2} \right\rceil$. Jika hipotesis nol (H_0) adalah benar berdasarkan data yang diberikan, maka nilai $SSE(H_0)$ akan sama dengan nilai $SSE(H_1)$, sehingga ukuran $SSE(H_1)/SSE(H_0)$ akan mendekati satu. Sebaliknya jika H_0 tidak benar, maka nilainya cenderung mengecil (Leung, C.L., & Zhang, 2000).

$$F^* = \frac{SSE(H_1)/\frac{\delta_1^2}{\delta_2}}{SSE(H_0)/(n-p-1)} \quad (2.26)$$

Apabila F^* menghasilkan nilai yang relatif kecil, maka dapat dikatakan bahwa hipotesis alternatif (H_1) lebih sesuai digunakan. Dengan kata lain, model GWR mempunyai *goodness of fit* yang lebih baik daripada model regresi global. Jika diberikan tingkat signifikansi (α), maka keputusan diambil dengan menolak hipotesis nol (H_0) apabila $F^* < F_{1-\alpha, df1, df2}$ dimana $df1 = \frac{\delta_1^2}{\delta_2}$ dan $df2 = (n - p - 1)$ (Leung, C.L., & Zhang, 2000).

Pengujian parameter model GWR dilakukan saat model GWR telah sesuai untuk menggambarkan data. Pengujian parameter model GWR dilakukan untuk mengetahui variabel independen x_k yang berpengaruh di lokasi ke- i . Adapun hipotesis yang digunakan dalam pengujian parameter model GWR adalah sebagai berikut:

$$H_0: \beta_k(u_i, v_i) = 0$$

$$H_0: \beta_k(u_i, v_i) \neq 0 \text{ dengan } k = 1, 2, \dots, p$$

Estimator parameter $\hat{\beta}(i)$ akan mengikuti distribusi normal dengan rata-rata $\beta(i)$ dan matrik varian kovarian $\mathbf{C}_i \mathbf{C}_i^T \sigma^2$, dimana $\mathbf{C}_i = (\mathbf{X}^T \mathbf{W}(i) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W}(i)$, sehingga didapatkan :

$$\frac{\hat{\beta}_k(i) - \beta_k(i)}{\sigma \sqrt{c_{kk}}} \sim N(0,1)$$

dengan c_{kk} adalah elemen diagonal ke- k dari matrik $\mathbf{C}_i \mathbf{C}_i^T$. Distribusi $\frac{SSE(H_1)}{c\sigma^2} = \frac{\delta_1^2 \hat{\sigma}^2}{\delta_2 \sigma^2}$ dapat didekati dengan distribusi χ^2 dengan derajat bebas $\frac{\delta_1^2}{\delta_2}$. Sehingga statistik uji yang digunakan adalah (Fotheringham, Brunson, & Charlton, 2002):

$$T_{hit} = \frac{\hat{\beta}_k(u_i, v_i)}{\hat{\sigma} \sqrt{c_{kk}}} \quad (2.27)$$

Dibawah H_0 , T_{hit} akan mengikuti distribusi t dengan derajat bebas $\left(\frac{\delta_1^2}{\delta_2}\right)$. $\hat{\sigma}$ diperoleh dengan mengakarkan $\hat{\sigma}^2 = \frac{SSE(H_1)}{\delta_1}$. Jika diberikan tingkat

signifikansi (α), maka keputusan diambil dengan menolak hipotesis nol (H_0) apabila $|T_{hit}| > t_{\alpha/2, df}$, dimana $df = \left(\frac{\delta_1^2}{\delta_2}\right)$.

2.4 Data Panel dan Regresi Data Panel

Data panel merupakan data gabungan antara data *cross section* dan data *time series*. Unit *cross section* dapat berupa individu, rumah tangga, perusahaan, *region*, negara dan lain-lain, sedangkan unit *time series* dapat berupa harian, bulanan, tahunan dan sebagainya. Pada data panel, setiap unit *cross section* diobservasi secara berulang-ulang selama beberapa waktu. Jika kita memiliki individu (dimana $i = 1, 2, 3, \dots, N$) dalam periode pengamatan selama waktu (dimana $t = 1, 2, 3, \dots, T$), maka dengan data panel kita akan memiliki total observasi sebanyak NT . Data panel terbagi atas dua, yaitu *balanced panel* dan *unbalanced panel*. *Balanced panel* adalah data panel dimana jumlah periode waktu yang sama untuk setiap objek/individu. *Unbalanced panel* adalah data panel dimana jumlah periode waktu berbeda untuk setiap objek/individu pengamatan. Adapun struktur data dari data panel dapat dilihat pada Tabel 2.2.

Model regresi data panel secara umum dapat dinyatakan dalam persamaan berikut (Hsiao, 2003):

$$y_{it} = \alpha_{it} + \beta^T \mathbf{x}_{it} + \varepsilon_{it} \quad , \quad i = 1, 2, \dots, N \quad , \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (2.28)$$

dimana:

y_{it} = Pengamatan untuk unit *cross section* ke- i pada periode waktu ke- t

α_{it} = Intersep, merupakan efek group/individu dari unit *cross section* ke- i pada periode waktu ke- t

$\mathbf{x}_{it}^T = (x_{1it}, x_{2it}, \dots, x_{pit})$ menunjukkan vektor observasi pada variabel prediktor berukuran $1 \times p$

$\beta^T = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p)$ adalah vektor konstanta (slope koefisien) berukuran $1 \times p$

ε_{it} = error regresi dari individu ke- i untuk periode waktu ke- t

diasumsikan bahwa ε_{it} tidak berkorelasi terhadap variabel prediktor dan berdistribusi $IIDN(0, \sigma^2)$.

Secara umum, menggunakan data panel akan dihasilkan intersep dan slope koefisien yang berbeda-beda pada setiap individu dan setiap periode waktu. Oleh karena itu, dalam mengestimasi (2.28) akan bergantung pada asumsi yang dibuat terhadap intersep, slope koefisien dan variabel gangguannya (Hsiao, 2003).

Tabel 2.2. Struktur Data Panel Secara Umum

Lokasi	Tahun	Variabel Respon	Variabel Prediktor	Variabel Prediktor	...	Variabel Prediktor
(i)	(t)	(y_{it})	(x_{1it})	(x_{2it})		(x_{pit})
1	1	y_{11}	$x_{1,11}$	$x_{2,11}$...	$x_{p,11}$
2	1	y_{21}	$x_{1,21}$	$x_{2,21}$...	$x_{p,21}$
...
N	1	y_{N1}	$x_{1,N1}$	$x_{2,N1}$...	$x_{p,N1}$
1	2	y_{12}	$x_{1,12}$	$x_{2,12}$...	$x_{p,12}$
2	2	y_{22}	$x_{1,22}$	$x_{2,22}$...	$x_{p,22}$
...
N	2	y_{N2}	$x_{1,N2}$	$x_{2,N2}$...	$x_{p,N2}$
...
...
...
1	T	y_{1T}	$x_{1,1T}$	$x_{2,1T}$...	$x_{p,1T}$
2	T	y_{2T}	$x_{1,2T}$	$x_{2,2T}$...	$x_{p,2T}$
...
N	T	y_{NT}	$x_{1,NT}$	$x_{2,NT}$...	$x_{p,NT}$

Sumber : dimodifikasi dari Park (2005)

2.4.1 Pendekatan dan Metode Estimasi pada Model Regresi Data Panel

Terdapat 3 pendekatan yang biasa digunakan dalam mengestimasi model regresi data panel, yaitu pendekatan *common effect model*, *fixed effect model*, dan *random effect model*.

a. *Common Effect Model* (CEM)

Teknik yang paling sederhana dalam mengestimasi model regresi data panel adalah dengan mengkombinasikan data *time series* dan *cross section* lalu melakukan pendugaan (*pooling*). Data dikombinasikan tanpa memperhatikan perbedaan antar waktu dan antar individu.

Pendekatan ini disebut estimasi *common effect model* atau *pooled least square*. Di setiap observasi terdapat regresi sehingga datanya berdimensi tunggal. Metode ini mengasumsikan bahwa nilai intersep dan slope koefisien untuk semua unit *cross section* dan *time series* adalah sama. Adapun model CEM adalah sebagai berikut (Greene, 2000):

$$y_{it} = \alpha + \mathbf{x}_{it}^T \boldsymbol{\beta} + \varepsilon_{it} \quad , \quad i = 1, 2, \dots, N \quad , \quad t = 1, 2, \dots, T_i \quad (2.29)$$

$$E[\varepsilon_{it} | \mathbf{x}_{i1}, \mathbf{x}_{i2}, \dots, \mathbf{x}_{iT_i}] = 0$$

$$\text{Var}[\varepsilon_{it} | \mathbf{x}_{i1}, \mathbf{x}_{i2}, \dots, \mathbf{x}_{iT_i}] = \sigma_\varepsilon^2$$

$$\text{Cov}[\varepsilon_{it}, \varepsilon_{js} | \mathbf{x}_{i1}, \mathbf{x}_{i2}, \dots, \mathbf{x}_{iT_i}] = 0 \text{ jika } i \neq j \text{ atau } t \neq s$$

Asumsi ini merupakan asumsi yang ketat, sehingga walaupun metode ini menawarkan kemudahan, namun model mungkin mendistorsi gambaran yang sebenarnya dari hubungan antara y dan x antar unit *cross section*. Dalam konteks data panel, CEM juga disebut sebagai model rata-rata populasi dengan asumsi bahwa tidak terdapat heterogenitas, sehingga berlaku asumsi regresi klasik. Metode estimasi yang digunakan pada CEM adalah dengan metode OLS.

b. Fixed Effect Model (FEM)

Menurut Gujarati (2004), salah satu cara untuk memperhatikan unit *cross section* adalah dengan mengijinkan nilai intersep berbeda-beda untuk setiap unit *cross section* tetapi masih mengasumsikan *slope* koefisien tetap.

Model FEM dapat dinyatakan sebagai berikut (Greene, 2000) :

$$y_{it} = \mathbf{x}_{it}^T \boldsymbol{\beta} + \alpha_i + \varepsilon_{it} \quad , \quad i = 1, 2, \dots, N \quad , \quad t = 1, 2, \dots, T_i \quad (2.30)$$

indeks i pada persamaan (2.30) menunjukkan bahwa intersep dari masing-masing unit *cross section* adalah berbeda. Perbedaan ini karena adanya karakteristik khusus dari masing-masing unit *cross section*. Jika dimisalkan \mathbf{y}_i dan \mathbf{X}_i merupakan pengamatan ke T untuk setiap unit ke- i , \mathbf{i} adalah vektor satu berukuran $T \times 1$ dan ε_i merupakan vektor *error* berukuran $T \times 1$. Maka persamaan (2.30) dapat dituliskan menjadi,

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta} + \mathbf{i} \alpha_i + \varepsilon_i$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y}_1 \\ \mathbf{y}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{y}_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 \\ \mathbf{X}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{X}_N \end{bmatrix} \boldsymbol{\beta} + \begin{bmatrix} \mathbf{i} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \mathbf{i} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \mathbf{i} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_N \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_N \end{bmatrix}$$

atau

$$\mathbf{y} = [\mathbf{X} \quad \mathbf{d}_1 \quad \mathbf{d}_2 \quad \dots \quad \mathbf{d}_N] \begin{bmatrix} \boldsymbol{\beta} \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} + \boldsymbol{\varepsilon}$$

dimana \mathbf{d}_i adalah variabel *dummy* yang mengindikasikan unit pengamatan ke- i .

Misalkan $\mathbf{D} = [\mathbf{d}_1 \quad \mathbf{d}_2 \quad \dots \quad \mathbf{d}_N]$ matriks berukuran $NT \times N$, maka,

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\varepsilon}$$

model ini dikenal sebagai model *Fixed Effect*. karena meskipun intersep berbeda untuk setiap unit *cross section*, namun konstan untuk setiap unit *time series* (Gujarati D. , 2004). Metode estimasi untuk model FEM adalah *Least Square Dummy Variable* (LSDV). Estimator untuk $\boldsymbol{\beta}$ adalah :

$$\boldsymbol{\beta} = [\mathbf{X}^T \mathbf{M}_D \mathbf{X}]^{-1} [\mathbf{X}^T \mathbf{M}_D \mathbf{y}]$$

$$\text{dimana } \mathbf{M}_D = \mathbf{I} - \mathbf{D}(\mathbf{D}^T \mathbf{D})^{-1} \mathbf{D}^T$$

c. *Random Effect Model (REM)*

Random Effect Model (REM) merupakan metode yang mengasumsikan perbedaan intersep pada unit *cross section* adalah variabel acak. Persamaan model REM adalah sebagai berikut (Greene, 2000) :

$$y_{it} = \mathbf{x}_{it}^T \boldsymbol{\beta} + (\alpha + u_i) + \varepsilon_{it} \quad (2.31)$$

asumsi yang digunakan adalah,

$$E[\varepsilon_{it} | \mathbf{X}] = E[u_i | \mathbf{X}] = 0$$

$$E[\varepsilon_{it}^2 | \mathbf{X}] = \sigma_\varepsilon^2$$

$$E[u_i^2 | \mathbf{X}] = \sigma_u^2$$

$$E[\varepsilon_{it} u_j | \mathbf{X}] = 0 \text{ untuk semua } i, t \text{ dan } j$$

$$E[\varepsilon_{it} \varepsilon_{js} | \mathbf{X}] = 0 \text{ jika } t \neq s \text{ atau } i \neq j$$

$$E[u_i u_j | \mathbf{X}] = 0 \text{ jika } i \neq j$$

dimana u_i adalah komponen error *cross section* dan ε_{it} adalah kombinasi komponen error *cross section* dan *time series*. Asumsi dalam model REM adalah

error ε_{it} tidak saling berkorelasi dan tidak berautokorelasi antar unit *cross section* maupun antar unit *time series*. Metode estimasi untuk model REM adalah *Generalized Least Square* (GLS).

2.4.2 Pemilihan Metode Estimasi Model Regresi Data Panel

Untuk memilih model yang paling tepat digunakan dalam data panel, terdapat beberapa pengujian yang dapat dilakukan, yaitu :

1. Uji Chow

Chow test adalah pengujian statistik untuk menentukan apakah model *Common Effect* atau *Fixed Effect* yang paling tepat digunakan dalam mengestimasi data panel. Uji *Chow* ini merupakan uji perbedaan regresi seperti halnya uji *F*. Pada uji *Chow*, perbandingan metode CEM dan FEM dilihat dari nilai *residual sum of squares* (SSE). Hipotesisnya adalah (Greene, 2000):

$$H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_N = \alpha \text{ (model CEM)}$$

$$H_0: \text{minimal ada satu intersep } (\alpha_i) \text{ yang tidak sama (model FEM)}$$

Statistik uji (Baltagi, 2005) :

$$F_0 = \frac{(SSE_{CEM} - SSE_{FEM})/(N - 1)}{(SSE_{FEM})/(NT - N - k)}$$

F_0 mengikuti distribusi $F_{\alpha, N-1, N(T-1)-k}$. Jika nilai F_0 lebih besar daripada F tabel maka H_0 ditolak, yang artinya model yang tepat adalah FEM.

2. Uji Hausman

Hausman test adalah pengujian statistik untuk memilih apakah model *Fixed Effect* atau *Random Effect* yang paling tepat digunakan. Uji ini didasarkan pada ide bahwa hipotesis nol yaitu tanpa korelasi antara *error* dengan variabel prediktor, OLS pada model LSDV dan GLS adalah konsisten. Sedangkan dibawah hipotesis alternatifnya, yaitu terdapat korelasi antara *error* dengan variabel prediktor, OLS adalah konsisten tetapi GLS tidak konsisten (Greene, 2000). Hipotesisnya adalah sebagai berikut:

$$H_0: \text{corr}(\mathbf{x}_{it}, \varepsilon_i) = 0 \text{ (model REM)}$$

$$H_0: \text{corr}(\mathbf{x}_{it}, \varepsilon_i) \neq 0 \text{ (model FEM)}$$

Statistik uji :

$$W = (\hat{\beta}_{FEM} - \hat{\beta}_{REM})^T [var(\hat{\beta}_{FEM}) - var(\hat{\beta}_{REM})]^{-1} (\hat{\beta}_{FEM} - \hat{\beta}_{REM})$$

dengan $\hat{\beta}_{FEM}$ merupakan vektor dari estimasi parameter FEM dan $\hat{\beta}_{REM}$ merupakan vektor dari estimasi parameter REM.

Statistik uji *Hausman* mengikuti distribusi *Chi Square* dengan derajat bebas sebanyak $k-1$, dimana k adalah jumlah variabel prediktor. Jika nilai statistik *Hausman* lebih besar daripada nilai kritisnya maka H_0 ditolak, yang berarti model yang tepat adalah FEM.

3. Uji Lagrange Multiplier

Untuk mengetahui apakah model *Random Effect* lebih baik daripada model *Common Effect*. Hipotesis yang digunakan adalah (Greene, 2000):

$$H_0: \sigma_u^2 = 0 \text{ (model REM)}$$

$$H_1: \sigma_u^2 \neq 0 \text{ (model FEM)}$$

Statistik uji :

$$LM = \frac{NT}{2(T-1)} \left[\frac{\sum_{i=1}^N [\sum_{t=1}^T \varepsilon_{it}]^2}{\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T \varepsilon_{it}^2} - 1 \right]^2$$

Statistik uji LM mengikuti distribusi *Chi Square* dengan derajat bebas 1. Jika nilai uji LM lebih besar daripada $\chi^2_{(1)}$ maka H_0 ditolak, yang berarti model REM lebih tepat.

2.4.3 Pengujian Signifikansi Parameter

Pengujian signifikansi pada regresi data panel pada dasarnya identik dengan pengujian signifikansi pada regresi linier berganda. Pengujian ini dimaksudkan untuk mengetahui apakah parameter yang terdapat dalam model regresi data panel telah menunjukkan hubungan yang tepat antara variabel prediktor dengan variabel respon serta untuk mengetahui apakah model yang memuat parameter tersebut telah mampu menggambarkan keadaan data yang sebenarnya, ada dua tahap pengujian parameter dalam regresi data panel, yaitu pengujian secara serentak (*overall*) dan pengujian secara parsial.

2.5 Geographically Weighted Panel Regression

Ide utama GWPR adalah sama halnya dengan analisis GWR *cross sectional*. Dalam GWPR diasumsikan bahwa runtutan waktu (*time series*) dari observasi pada sebuah lokasi geografis merupakan realisasi dari sebuah proses *smooth spatiotemporal*. Proses ini mengikuti sebuah distribusi yang observasi terdekat (salah satu lokasi geografis atau pada waktu) lebih berhubungan daripada observasi yang jauh. Pada analisis GWPR, bertujuan untuk menggabungkan secara keseluruhan lokasi (*cross sectional*) dan observasi (Yu, 2010).

Metode GWPR merupakan regresi lokal dengan pengulangan data pada titik lokasi untuk setiap pengamatan spasial. Dengan kata lain GWPR lebih difokuskan pada pengamatan spasial berulang untuk setiap lokasi (Bruna & Yu, 2013).

2.5.1 Prosedur Pemodelan GWPR

GWPR merupakan model pengembangan yang memadukan antara model GWR dengan regresi panel. Pada penelitian ini diasumsikan bahwa kondisi tiap unit pengamatan saling berbeda, sehingga digunakan regresi panel dengan model FEM. Bentuk umum model regresi panel dengan FEM adalah seperti yang tertulis pada persamaan (2.30). Dalam bentuk vektor dapat dituliskan menjadi (Hsiao, 2003),

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{e} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \alpha_1 + \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{e} \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \alpha_2 + \cdots + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ \mathbf{e} \end{bmatrix} \alpha_N + \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 \\ \mathbf{X}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{X}_N \end{bmatrix} \boldsymbol{\beta} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \vdots \\ \varepsilon_N \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{e} \alpha_i + \mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta} + \varepsilon_i \quad (2.32)$$

dimana :

$$\mathbf{y}_i = \begin{bmatrix} y_{i1} \\ y_{i2} \\ \vdots \\ y_{iT} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{X}_i = \begin{bmatrix} x_{1i1} & x_{2i1} & \cdots & x_{pi1} \\ x_{1i2} & x_{2i2} & \cdots & x_{pi2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{1iT} & x_{2iT} & \cdots & x_{piT} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{e}^T = (1, 1, \dots, 1), \quad \varepsilon_i^T = (\varepsilon_{i1}, \varepsilon_{i2}, \dots, \varepsilon_{iT})$$

$$E \varepsilon_i = 0, \quad E \varepsilon_i \varepsilon_i^T = \sigma_u^2 \mathbf{I}_T, \quad E \varepsilon_i \varepsilon_j^T = 0 \text{ jika } i \neq j$$

\mathbf{I}_T merupakan matrik identitas yang berukuran $T \times T$.

Estimator OLS untuk α_i dan $\boldsymbol{\beta}$ ditentukan dengan meminimalkan

$$S = \sum_{i=1}^N \boldsymbol{\varepsilon}_i^T \boldsymbol{\varepsilon}_i = \sum_{i=1}^N (\mathbf{y}_i - \mathbf{e}\alpha_i - \mathbf{X}_i\boldsymbol{\beta})^T (\mathbf{y}_i - \mathbf{e}\alpha_i - \mathbf{X}_i\boldsymbol{\beta}) \quad (2.33)$$

Kemudian ditentukan derivatif parsial dari persamaan (2.33) terhadap α_i , yang selanjutnya disamadengankan 0 sehingga diperoleh :

$$\hat{\alpha}_i = \bar{y}_i - \boldsymbol{\beta}^T \bar{\mathbf{x}}_i, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2.34)$$

dengan,

$$\bar{y}_i = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T y_{it}, \quad \bar{\mathbf{x}}_i = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbf{x}_{it}$$

selanjutnya dilakukan substitusi $\hat{\alpha}_i$ ke persamaan S, kemudian ditentukan derivatif parsial terhadap $\boldsymbol{\beta}$ sehingga diperoleh estimator LSDV sebagai berikut :

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \left[\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (\mathbf{x}_{it} - \bar{\mathbf{x}}_i)(\mathbf{x}_{it} - \bar{\mathbf{x}}_i)^T \right]^{-1} \left[\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (\mathbf{x}_{it} - \bar{\mathbf{x}}_i)(y_{it} - \bar{y}_i) \right] \quad (2.35)$$

Menurut Hsiao (2003), pada prosedur perhitungan untuk mengestimasi *slope* koefisien dalam model, variabel *dummy* untuk pengaruh individu (dan atau waktu) tidak perlu dimasukkan dalam matriks variabel prediktor. Hanya perlu ditemukan rata-rata observasi *time series* yang terpisah untuk setiap unit *cross section*, kemudian mentransformasi variabel-variabel penelitian dengan mengurangkan terhadap rata-rata *time series* yang bersesuaian, dan menerapkan metode OLS pada data yang telah ditransformasi.

Salah satu cara dalam mengestimasi nilai $\boldsymbol{\beta}$ pada model FEM, dapat dilakukan dengan menghilangkan α_i melalui suatu transformasi yang disebut *within estimator* (Wooldridge, 2002). Yaitu dengan membuat rata-rata persamaan (2.30) terhadap $t=1, \dots, T$ untuk mendapatkan persamaan *cross section* seperti berikut :

$$\bar{y}_i = \bar{\mathbf{x}}_i \boldsymbol{\beta} + \alpha_i + \bar{\boldsymbol{\varepsilon}}_i \quad (2.36)$$

dimana,

$$\bar{y}_i = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T y_{it}, \quad \bar{\mathbf{x}}_i = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbf{x}_{it}, \quad \bar{\boldsymbol{\varepsilon}}_i = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \boldsymbol{\varepsilon}_{it}$$

kemudian mengurangkan persamaan (2.36) dari persamaan (2.30), sehingga menjadi :

$$(y_{it} - \bar{y}_i) = (\mathbf{x}_{it} - \bar{\mathbf{x}}_i)\boldsymbol{\beta} + (\boldsymbol{\varepsilon}_{it} - \bar{\boldsymbol{\varepsilon}}_i) \quad (2.37)$$

atau

$$\dot{y}_{it} = \ddot{\mathbf{x}}_{it}\boldsymbol{\beta} + \ddot{\boldsymbol{\varepsilon}}_{it}, \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (2.38)$$

dengan,

$$\dot{y}_{it} = (y_{it} - \bar{y}_i), \quad \ddot{\mathbf{x}}_{it} = (\mathbf{x}_{it} - \bar{\mathbf{x}}_i), \quad \text{dan} \quad \ddot{\boldsymbol{\varepsilon}}_{it} = (\boldsymbol{\varepsilon}_{it} - \bar{\boldsymbol{\varepsilon}}_i).$$

Selanjutnya untuk mendapatkan estimasi nilai $\boldsymbol{\beta}$ adalah dengan metode OLS dengan membuat persamaan regresi \dot{y}_{it} pada $\ddot{\mathbf{x}}_{it}$.

Model *fixed effects-within group* adalah dengan menumpuk sejumlah observasi, tetapi untuk masing-masing unit pengamatan dirumuskan bahwa setiap variabel sebagai sebuah deviasi dari nilai rata-rata, dan kemudian diestimasi sebagai regresi OLS pada nilai rata-rata terkoreksi atau yang dirata-ratakan (Gujarati & Porter, 2009).

Model umum GWPR didapatkan dari gabungan antara model GWR dengan regresi panel. Berikut adalah kombinasi dari persamaan GWR dan persamaan regresi panel FEM dengan *within estimator* :

$$\dot{y}_{it} = \beta_0(u_{it}, v_{it}) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_{it}, v_{it}) \ddot{x}_{itk} + \ddot{\varepsilon}_{it} \quad (2.39)$$

$$i = 1, 2, \dots, N, t = 1, 2, \dots, T$$

dimana:

\dot{y}_{it} = nilai respon rata-rata terkoreksi (*demeaned*) pada pengamatan ke- i dan waktu ke- t .

\ddot{x}_{itk} = nilai variabel prediktor rata-rata terkoreksi (*demeaned*) ke- k pada pengamatan ke- i dan waktu ke- t .

$\beta_0(u_{it}, v_{it})$ = konstanta/*intercept* dari persamaan yang terbentuk pada pengamatan ke- i dan waktu ke- t .

$\beta_k(u_{it}, v_{it})$ = koefisien regresi pada variabel prediktor rata-rata terkoreksi (*demeaned*) ke- k pada pengamatan ke- i dan waktu ke- t .

k = jumlah variabel prediktor

(u_{it}, v_{it}) = titik koordinat lokasi pengamatan pada pengamatan ke- i dan waktu ke- t .

ε_{it} = *random error* yang diasumsikan independen, identik dan mengikuti distribusi normal dengan mean nol dan varian konstan

Dalam bentuk matrik dapat dituliskan menjadi :

$$\mathbf{\ddot{y}} = \mathbf{\ddot{X}}\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i) \quad (2.40)$$

dimana,

$$\mathbf{\ddot{X}} = \begin{bmatrix} 1 & \ddot{x}_{111} & \ddot{x}_{112} & \dots & \ddot{x}_{11p} \\ 1 & \ddot{x}_{211} & \ddot{x}_{212} & \dots & \ddot{x}_{21p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \ddot{x}_{N11} & \ddot{x}_{N12} & \dots & \ddot{x}_{N1p} \\ 1 & \ddot{x}_{121} & \ddot{x}_{122} & \dots & \ddot{x}_{12p} \\ 1 & \ddot{x}_{221} & \ddot{x}_{222} & \dots & \ddot{x}_{22p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \ddot{x}_{N21} & \ddot{x}_{N22} & \dots & \ddot{x}_{N2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \ddot{x}_{1T1} & \ddot{x}_{1T2} & \dots & \ddot{x}_{1Tp} \\ 1 & \ddot{x}_{2T1} & \ddot{x}_{2T2} & \dots & \ddot{x}_{2Tp} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 1 & \ddot{x}_{NT1} & \ddot{x}_{NT2} & \dots & \ddot{x}_{NTp} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{\ddot{y}} = \begin{bmatrix} \ddot{y}_{11} \\ \ddot{y}_{21} \\ \vdots \\ \ddot{y}_{N1} \\ \ddot{y}_{12} \\ \ddot{y}_{22} \\ \vdots \\ \ddot{y}_{N2} \\ \vdots \\ \ddot{y}_{1T} \\ \ddot{y}_{2T} \\ \vdots \\ \ddot{y}_{NT} \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\beta}(u_{it}, v_{it}) = \begin{bmatrix} \beta_0(u_{it}, v_{it}) \\ \beta_1(u_{it}, v_{it}) \\ \beta_2(u_{it}, v_{it}) \\ \vdots \\ \beta_p(u_{it}, v_{it}) \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \ddot{\varepsilon}_{11} \\ \ddot{\varepsilon}_{21} \\ \vdots \\ \ddot{\varepsilon}_{N1} \\ \ddot{\varepsilon}_{12} \\ \ddot{\varepsilon}_{22} \\ \vdots \\ \ddot{\varepsilon}_{N2} \\ \vdots \\ \ddot{\varepsilon}_{1T} \\ \ddot{\varepsilon}_{2T} \\ \vdots \\ \ddot{\varepsilon}_{NT} \end{bmatrix}$$

Apabila hanya mempertimbangkan koefisien regresi yang bervariasi pada unit *cross sectional* (*geographic space*), proses spasial temporal secara efektif tereduksi mengikuti proses spasial seperti halnya pada analisis GWR. Proses spasial dapat diterapkan pada observasi temporal secara simultan, dan diasumsikan menjadi *temporally invariant* jika mengacu pada data panel yang pendek. Oleh karena itu, GWPR pada data panel pendek dapat dilihat sebagai pengembangan dari analisis GWR *cross sectional* ke data panel.

Sama seperti halnya GWR, *bandwidth* dapat diperoleh pada masing-masing lokasi untuk menentukan lokasi sampel lokal. Pengamatan yang terdapat didalam lokasi sampel lokal akan dilakukan pembobotan berdasarkan fungsi kernel. Selanjutnya pembobotan dilakukan untuk semua periode waktu. Di dalam lokasi sampel lokal, diasumsikan bahwa data panel dapat digabungkan menjadi suatu ruang geografis. Kemudian model estimasi data panel dapat diterapkan untuk memperoleh koefisien variabel prediktor pada lokasi tertentu (Yu, 2010). Prosedur pemodelan GWPR ini dikaji lebih lanjut pada bab 4.

2.6 Konsep Kemiskinan dan Faktor-faktor yang Diduga Mempengaruhi

Konsep kemiskinan pada awalnya berasal dari Perancis, dimana kata '*poverty*' berasal dari bahasa Perancis kuno '*poverté*', sementara bahasa Perancis modern menyebut '*pauvrete*'. Istilah ini sebenarnya dicuplik dari bahasa Latin '*paupertas*' dari kata '*pauper*' atau '*poor*' dalam bahasa Inggris.

Secara umum, kemiskinan dapat dibedakan menjadi kemiskinan absolut dan kemiskinan relatif. Kemiskinan absolut atau kesengsaraan hidup didefinisikan sebagai *deprivasi* atau kekurangan atas kebutuhan dasar manusia untuk hidup layak, termasuk makanan, air bersih, sanitasi, sandang, tempat tinggal, kesehatan dan pendidikan. Sementara kemiskinan relatif secara kontekstual diartikan sebagai ketimpangan ekonomi, yang diukur dengan kelas pendapatan, antara kelompok masyarakat dengan kelas pendapatan terendah, menengah dan tertinggi.

Kemiskinan absolut merujuk pada penerapan suatu standar minimum yang dibutuhkan oleh seseorang untuk dapat memenuhi kebutuhan dasar hidupnya secara layak, baik kebutuhan makanan dan bukan makanan. Standar minimum ini dikenal dengan Garis Kemiskinan (GK) yang idealnya dihitung dengan

menggunakan ukuran moneter, seperti pendapatan perkapita per hari. Bank Dunia pertama kali menggunakan GK sebesar PPP \$1 per kapita per hari pada tahun 1990 sebagai standar minimum untuk negara-negara termiskin di dunia. Pada tahun 2005, Bank Dunia kembali mendefinisikan GK Internasional yang baru, yaitu sebesar PPP \$ 1,25 perkapita per hari atau setara dengan AS \$1 pada tahun 1996.

Konsep kemiskinan pendapatan berdasarkan metode Bank Dunia tersebut bermanfaat untuk kajian perbandingan internasional. Akan tetapi, untuk pengukuran kemiskinan resmi khususnya di negara-negara miskin atau sedang berkembang, pengukuran kemiskinan berbasis data pendapatan sulit dilakukan. Oleh karena itu, di Indonesia dalam menghitung angka kemiskinan menggunakan pendekatan data pengeluaran konsumsi rumah tangga, baik untuk konsumsi makanan maupun bukan makanan.

Badan Pusat Statistik (BPS) menggunakan konsep kemampuan memenuhi kebutuhan dasar (*basic needs approach*) dalam mengukur kemiskinan. Dengan pendekatan ini, kemiskinan dipandang sebagai ketidakmampuan dari sisi ekonomi untuk memenuhi kebutuhan dasar makanan dan bukan makanan yang diukur dari sisi pengeluaran. Jadi, penduduk miskin adalah penduduk yang memiliki rata-rata pengeluaran perkapita perbulan dibawah garis kemiskinan.

2.6.1 Garis Kemiskinan

Konsep tentang garis kemiskinan yang digunakan oleh Badan Pusat Statistik adalah :

1. Garis Kemiskinan (GK) merupakan penjumlahan dari Garis Kemiskinan Makanan (GKM) dan Garis Kemiskinan Non Makanan (GKNM). Penduduk yang memiliki rata-rata pengeluaran perkapita per bulan dibawah Garis Kemiskinan dikategorikan sebagai penduduk miskin.
2. GKM merupakan nilai pengeluaran kebutuhan minimum makanan yang disetarakan dengan 2100 kilokalori perkapita perhari. Paket komoditi kebutuhan dasar makanan diwakili oleh 52 jenis komoditi (padi-padian, umbi-umbian, ikan, daging, telur dan susu, sayuran, kacang-kacangan, buah-buahan, minyak dan lemak, dll)

3. GKNM adalah kebutuhan minimum untuk perumahan, sandang, pendidikan dan kesehatan. Paket komoditi kebutuhan dasar non makanan diwakili oleh 51 jenis komoditi di perkotaan dan 47 jenis komoditi di pedesaan.

Rumus Penghitungan :

$$GK = GKM + GKNM \quad (2.41)$$

GK = Garis Kemiskinan

GKM = Garis Kemiskinan Makanan

GKNM = Garis Kemiskinan Non Makan

Teknik penghitungan GKM :

- Tahap pertama adalah menentukan kelompok penduduk referensi (*reference population*) yaitu 20 persen penduduk yang berada diatas Garis Kemiskinan Sementara (GKS). Kelompok referensi ini didefinisikan sebagai penduduk kelas marginal. GKS dihitung berdasar GK periode sebelumnya yang di-inflate dengan inflasi umum (IHK). Dari penduduk referensi ini kemudian dihitung GKM dan GKNM.
- GKM adalah jumlah nilai pengeluaran dari 52 komoditi dasar makanan yang riil dikonsumsi penduduk referensi yang kemudian disetarakan dengan 2100 kilokalori perkapita perhari. Penyetaraan nilai pengeluaran kebutuhan minimum makanan dilakukan dengan menghitung harga rata-rata kalori dari ke-52 komoditi tersebut. Formula dasar dalam menghitung GKM adalah :

$$GKM_j = \sum_{k=1}^{52} P_{jk} \cdot Q_{jk} = \sum_{k=1}^{52} V_{jk} \quad (2.42)$$

dimana :

GKM_j = GKM daerah j (sebelum disetarakan menjadi 2100 kilo kalori)

P_{jk} = Harga komoditi k didaerah j

Q_{jk} = Rata-rata kuantitas komoditi k yang dikonsumsi didaerah j

V_{jk} = Nilai pengeluaran untuk konsumsi komoditi k didaerah j

j = Daerah (perkotaan atau pedesaan)

Selanjutnya GKM_j tersebut disetarakan dengan 2100 kilokalori dengan mengalikan 2100 terhadap harga implisit rata-rata kalori menurut daerah *j* dari penduduk referensi, sehingga :

$$\overline{HK}_j = \frac{\sum_{k=1}^{52} V_{jk}}{\sum_{k=1}^{52} K_{jk}} \quad (2.43)$$

dimana :

\overline{HK}_j = Harga rata-rata kalori didaerah *j*

K_{jk} = Kalori dari komoditi *k* didaerah *j*

$$F_j = \overline{HK}_j \times 2100 \quad (2.44)$$

dimana :

F_j adalah kebutuhan minimum makanan didaerah *j* , yaitu yang menghasilkan energi setara dengan 2100 kilokalori/kapita/hari.

- GKNM merupakan penjumlahan nilai kebutuhan minimum dari komoditi-komoditi non-makanan terpilih yang meliputi perumahan, sandang, pendidikan dsan kesehatan. Pemilihan jenis barang dan jasa non makanan mengalami perkembangan dan penyempurnaan dari tahun ke tahun disesuaikan dengan perubahan pola konsumsi penduduk. Pada periode sebelum tahun 1993 terdiri dari 14 komoditi di perkotaan dan 12 komoditi di pedesaan. Sejak tahun 1998 terdiri dari 27 sub kelompok (51 jenis komoditi) di perkotaan dan 25 sub kelompok (47 jenis komoditi) di pedesaan. Nilai kebutuhan minimum perkomoditi /sub-kelompok non-makanan dihitung dengan menggunakan suatu rasio pengeluaran komoditi/sub-kelompok tersebut terhadap total pengeluaran komoditi/sub-kelompok yang tercatat dalam data Susenas modul konsumsi. Nilai kebutuhan minimum non makanan secara matematis dapat diformulasikan sebagai berikut :

$$NF_p = \sum_{i=1}^n r_i \times V_i \quad (2.45)$$

dimana :

NF_p = Pengeluaran minimum non-makanan atau garis kemiskinan non-makanan daerah *p* (GKNM_p)

V_i = Nilai pengeluaran per komoditi/sub kelompok non-makanan daerah p (dari Susenas Modul Konsumsi)

r_i = Rasio pengeluaran per komoditi/sub kelompok non-makanan daerah

i = Jenis komoditi non-makanan

p = Daerah (perkotaan atau pedesaan)

2.6.2 Indikator Kemiskinan

Menurut (Foster & Thorbecke, 1984), pengukuran kemiskinan absolut, baik dengan pengukuran berbasis pendapatan maupun kemampuan memenuhi kebutuhan dasar dari sisi pengeluaran, menghasilkan tiga macam indikator kemiskinan, yaitu :

- (i) Persentase penduduk yang hidup dibawah GK yang telah ditentukan atau juga disebut tingkat atau insiden kemiskinan atau *head-count index* (P_0), adalah persentase penduduk yang berada di bawah GK.
- (ii) Indeks ketimpangan kemiskinan atau *poverty gap index* (P_1), merupakan ukuran rata-rata kesenjangan pengeluaran masing-masing penduduk miskin terhadap GK. Semakin tinggi nilai indeks, semakin jauh rata-rata pengeluaran penduduk dari GK.
- (iii) Indeks keparahan kemiskinan atau *poverty severity index* (P_2), memberikan gambaran mengenai penyebaran pengeluaran di antara penduduk miskin. Semakin tinggi nilai indeks, semakin tinggi ketimpangan pengeluaran di antara penduduk miskin

2.6.3 Faktor-faktor Penyebab Kemiskinan

Menurut World Bank (2009), faktor-faktor penyebab kemiskinan dapat berupa karakteristik makro/nasional, sektoral, komunitas/masyarakat, rumah tangga dan individu. Dalam penentuan faktor-faktor penyebab kemiskinan ini, dua hal yang perlu diperhatikan adalah (1) cukup sulit untuk menentukan apakah faktor-faktor tersebut merupakan penyebab (*causation*) atau hubungan (*correlation*) dan (2) faktor-faktor penyebab dari kemiskinan yang ditentukan merupakan *proximate causes* bukan *deep causes*. Tabel 2.3. menjelaskan tentang faktor-faktor penyebab kemiskinan secara umum.

Tabel 2.3. Determinan Utama Kemiskinan

Karakteristik	Keterangan
Wilayah	<ul style="list-style-type: none"> • Isolasi/keterpencilan, seperti infrastruktur yang kurang dan keterbatasan akses terhadap pelayanan publik dan pasar • Sumber daya dasar, seperti ketersediaan lahan dan kualitas lahan • Cuaca dan kondisi lingkungan, misalnya angin topan, kemarau panjang, frekuensi gempa bumi • Kebijakan pemerintahan nasional dan daerah • Ketidaksetaraan gender, etnis dan ras
Masyarakat/komunitas	<ul style="list-style-type: none"> • Infrastruktur, seperti ketersediaan saluran air/pipa air, akses jalan beraspal • Distribusi lahan • Akses terhadap barang dan jasa umum, seperti sekolah dan klinik kesehatan • Struktur dan jaringan sosial
Rumah tangga	<ul style="list-style-type: none"> • Ukuran rumah tangga/jumlah anggota rumah tangga • Rasio ketergantungan • Jenis kelamin kepala rumah tangga • Kepemilikan aset seperti lahan, perlengkapan dan alat produksi, rumah, perhiasan • Ketenagakerjaan dan struktur pendapatan, seperti proporsi anggota rumah tangga dewasa yang bekerja, jenis pekerjaan, upah/pendapatan, remitansi • Rata-rata tingkat kesehatan dan pendidikan anggota rumah tangga
Individu	<ul style="list-style-type: none"> • Umur • Pendidikan • Status pekerjaan • Status kesehatan • Etnis

Sumber : Haughton,J.&Khandker,S.R dalam *Handbook on Poverty and Inequality* World Bank (2009).

Pada tingkat regional/wilayah, berbagai karakteristik dimungkinkan berkaitan dengan kemiskinan tergantung dari kondisi di wilayah tersebut. Pada umumnya kemiskinan akan lebih tinggi pada wilayah yang geografisnya terpencil, sumber daya yang rendah, curah hujan yang rendah dan kondisi iklim yang tidak mendukung lainnya. Karakteristik nasional dan daerah lainnya yang mempengaruhi kemiskinan adalah sistem pemerintahan yang baik; kebijakan

pemerintahan yang tepat; stabilitas ekonomi, politik dan pasar; tingkat partisipasi masyarakat, keamanan umum dan daerah; serta keadilan hukum. Ketidaksetaraan dalam gender, etnis dan ras juga berpengaruh terhadap kemiskinan.

Seperti halnya pada karakteristik wilayah, berbagai karakteristik masyarakat/komunitas juga dimungkinkan berpengaruh terhadap kemiskinan. Pada karakteristik masyarakat/komunitas, infrastruktur menjadi determinan utama dari kemiskinan. Indikator pembangunan infrastruktur diantaranya adalah dekat dengan jalan beraspal, ketersediaan listrik, dekat dengan pasar, ketersediaan sekolah dan sarana kesehatan, serta kemampuan menjangkau lokasi pusat pemerintahan. Indikator lainnya meliputi pembangunan sumber daya manusia, akses terhadap pekerjaan, mobilitas sosial dan distribusi lahan, serta struktur dan jaringan sosial.

Beberapa karakteristik rumah tangga dan individu yang mempengaruhi kemiskinan dikelompokkan menjadi tiga, yaitu karakteristik demografi, ekonomi dan sosial.

(1) Karakteristik Demografi

- Ukuran dan struktur rumah tangga

Gibson (1999) dalam World Bank (2009), menyatakan bahwa hasil survei sosial ekonomi di Kamboja tahun 1993-1994 menunjukkan kemiskinan terdapat pada rumah tangga dengan rata-rata anggota rumah tangga sebanyak 6,6 orang. Dalam beberapa penelitian lainnya, jumlah anggota rumah tangga memiliki hubungan yang positif dengan kemiskinan.

- Rasio ketergantungan

Merupakan perbandingan jumlah penduduk usia tidak produktif (anak-anak dan lanjut usia) terhadap penduduk usia produktif. Rasio ini dapat mencerminkan beban yang harus ditanggung oleh suatu rumah tangga. Semakin besar rasio ketergantungan sering dikaitkan dengan resiko kemiskinan yang semakin tinggi.

- Jenis kelamin kepala rumah tangga

Secara spesifik, rumah tangga yang dikepalai oleh perempuan cenderung lebih miskin daripada yang dikepalai oleh laki-laki. Di berbagai budaya dan tingkat pembangunan ekonomi, perempuan memiliki kecenderungan

yang lebih besar untuk menjadi pekerja tidak dibayar dibandingkan dengan laki-laki.

(2) Karakteristik Ekonomi

- Ketenagakerjaan dan Pendapatan

Indikator yang digunakan adalah banyaknya anggota rumah tangga yang bekerja, lama waktu bekerja, jenis pekerjaan, besarnya upah/pendapatan.

- Kepemilikan aset seperti lahan, area pertanian, cadangan hidup, perlengkapan alat pertanian, mesin, gedung rumah, tabungan dan aset keuangan lainnya.

(3) Karakteristik Sosial

- Kesehatan, seperti status gizi, kematian bayi, angka kesakitan (morbiditas), ketersediaan dan pemanfaatan pelayanan kesehatan oleh rumah tangga.

- Pendidikan, meliputi banyaknya anggota rumah tangga yang melek huruf, rata-rata lama sekolah, ketersediaan dan pemanfaatan pelayanan pendidikan (sekolah) oleh rumah tangga.

- Perumahan, indikator yang digunakan seperti tipe rumah, ketersediaan air bersih, akses komunikasi, listrik, dan tingkat kebersihan lingkungan.

2.6.4 Beberapa Penelitian Sebelumnya

Berikut adalah beberapa penelitian terkait dengan faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat kemiskinan.

Tabel 2.4. Penelitian Terdahulu tentang Kemiskinan

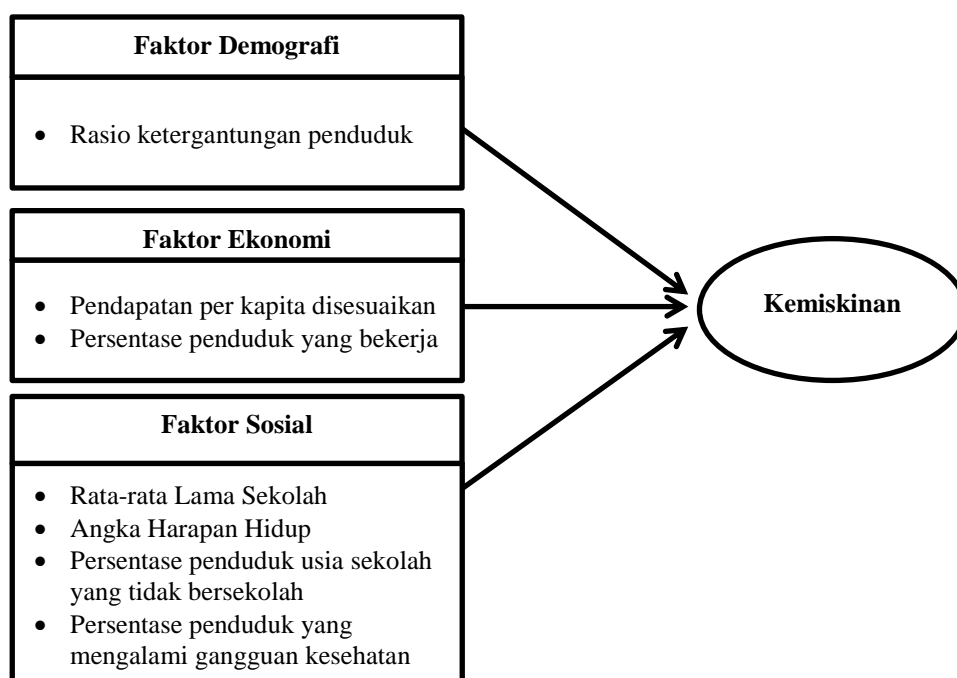
Penelitian	Hasil Penelitian
Stephen Kapsos (2004) “ <i>Estimating growth requirements for reducing working poverty: Can the world halve working poverty by 2015?</i> ”	Terdapat hubungan negatif antara GDP perkapita dan Angka Harapan Hidup dengan kemiskinan
Bogale, Hagerdorn & Korf (2005) “ <i>Determinants of poverty in rural Ethiopia</i> ”	Jenis Kelamin KRT perempuan, Jumlah ART, dan Rasio Ketergantungan berpengaruh positif terhadap kemiskinan Pendidikan KRT, luas lahan dan jumlah

	ternak berpengaruh negatif terhadap kemiskinan
Singh et al. (2013) <i>“Determinants of rural poverty : an empirical study of socio-economic factors in Jharkhand, India”</i>	Rata-rata lama pendidikan ART dan jumlah ART yang bekerja berpengaruh negatif terhadap kemiskinan. Jumlah ART dan Kontribusi pendapatan pertanian berpengaruh positif terhadap kemiskinan
Vijayakumar, S (2013) <i>“An Empirical Study on the Nexus of Poverty, GDP Growth, Dependency Ratio and Employment in Developing Countries”</i>	Rasio Ketergantungan mempunyai pengaruh positif terhadap kemiskinan, Tenaga kerja bidang industri berpengaruh negatif terhadap kemiskinan.
Balisacan,Pernia&Asra (2002) <i>“Revisiting Growth and Poverty Reduction in Indonesia : What Do Subnational Data Show?”</i>	Rata-rata Lama Sekolah, Jarak ke Sekolah berpengaruh negatif terhadap kemiskinan, Angka Melek Huruf berpengaruh positif terhadap kemiskinan
Marmujiono, S.P (2014) <i>“Analisis Faktor-faktor yang Mempengaruhi Tingkat Kemiskinan dan Strategi Pengentasan Kemiskinan di Kabupaten Brebes Tahun 2009-2011”</i>	Pertumbuhan ekonomi berpengaruh negatif dan signifikan terhadap jumlah penduduk miskin, Pendapatan per kapita dan Rasio Ketergantungan berpengaruh positif terhadap jumlah penduduk miskin
Wijantari & Bendesa (2016) <i>“Kemiskinan di Provinsi Bali”</i>	Angka Melek Huruf, Angka Harapan Hidup, Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja, Laju Pertumbuhan Ekonomi, dan Daya Beli berpengaruh negatif terhadap persentase jumlah penduduk miskin
Aisyarani (2016) <i>“Analisis Faktor-faktor yang Mempengaruhi Status Kemiskinan Multidimensi Rumah Tangga Usaha Pertanian di Indonesia”</i>	Secara keseluruhan kemiskinan multidimensi RTUP di Indonesia paling besar dipengaruhi pada dimensi pendidikan yaitu lama sekolah (anggota rumah tangga > 12 tahun yang tidak pendidikan SD) dan partisipasi sekolah (anggota rumah tangga umur 7-15 tahun yang tidak bersekolah)
Usman (2006) <i>“Dampak Desentralisasi Fiskal terhadap Distribusi Pendapatan dan Tingkat Kemiskinan”</i>	Variabel karakteristik rumah tangga dan individu yang berpengaruh secara signifikan pada pemodelan determinan kemiskinan Indonesia sebelum dan

sesudah desentralisasi fiskal meliputi jumlah tahun bersekolah, pendidikan tertinggi KK, jumlah anggota rumah tangga, jumlah anggota rumah tangga yang bekerja, KK yang bekerja pada bidang pertanian, KK sebagai buruh tani, luas lantai perkapita, luas lahan perkapita dan sumber air.

2.6.5 Kerangka Konseptual

Berdasarkan teori tentang determinan utama kemiskinan yang bersumber dari World Bank (2009) dan beberapa penelitian sebelumnya yang terkait, maka pada penelitian ini faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan akan difokuskan pada karakteristik rumah tangga/individu yang dapat dijadikan ukuran agregat di suatu wilayah kabupaten/kota. Gambar 2.3. menunjukkan kerangka konseptual penentu faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan dalam penelitian ini.



Gambar 2.3. Kerangka konseptual penelitian (dimodifikasi dari World Bank, 2009)

BAB 3

METODE PENELITIAN

3.1 Kajian Prosedur Pemodelan

Dalam penelitian ini, dilakukan pengkajian tentang prosedur pemodelan GWPR. Adapun tahapannya adalah sebagai berikut :

1. Memformulasikan persamaan model GWPR, yaitu dengan memadukan persamaan regresi panel FEM dengan *within estimator* seperti yang disajikan pada persamaan (2.38) dan persamaan model GWR seperti yang disajikan pada persamaan (2.11).
2. Mengestimasi parameter dalam model GWPR
Mengestimasi parameter model GWPR dengan pendekatan WLS.
3. Melakukan pengujian hipotesis parameter dalam model GWPR
 - a. Pengujian kesesuaian model

Tahapannya adalah :

- Memformulasikan H_0 dan H_1
- Menentukan estimasi *Sum Square Error* (SSE) dibawah H_0 seperti disajikan pada persamaan (2.21).
- Menentukan estimasi *Sum Square Error* (SSE) dibawah H_1 sebagaimana disajikan pada persamaan (2.25).
- Mengkonstruksi uji statistik untuk kesesuaian model dengan menggunakan statistik uji F seperti disajikan pada persamaan (2.26).
- Menentukan daerah penolakan pada taraf signifikansi α , dimana keputusan diambil dengan menolak hipotesis nol (H_0) apabila $F^* < F_{1-\alpha, df1, df2}$ dimana $df1 = \frac{\delta_1^2}{\delta_2}$ dan $df2 = (n - p - 1)$.

- b. Pengujian parameter model secara parsial

Tahapannya adalah sebagai berikut :

- Memformulasikan H_0 dan H_1 .
- Mengkonstruksi statistik uji T seperti yang disajikan pada persamaan (2.27).

- Menentukan daerah penolakan pada taraf signifikansi α , dimana keputusan diambil dengan menolak hipotesis nol (H_0) apabila $|T_{hit}| > t_{\alpha/2,df}$, dimana $df = \left(\frac{\delta_1^2}{\delta_2^2}\right)$.

3.2 Kajian Empiris: Pemodelan Persentase Penduduk Miskin di Provinsi Jawa Tengah

3.2.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Jawa Tengah, yaitu publikasi Statistik Kesejahteraan Sosial Jawa Tengah, Data dan Indikator Kesejahteraan Sosial Jawa Tengah, Statistik Daerah Jawa Tengah dan Provinsi Jawa Tengah dalam Angka.

Penelitian ini menggunakan data panel seimbang, terdiri atas data *time series* dari tahun 2013-2015 dan data *cross section* meliputi 35 kabupaten/kota di Provinsi Jawa Tengah, sehingga jumlah observasi yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 105 unit observasi.

3.2.2 Variabel Penelitian

Respon (y) dalam penelitian ini adalah besarnya persentase penduduk miskin pada tingkat kabupaten/kota di Provinsi Jawa Tengah. Sementara variabel prediktornya yang digunakan adalah :

x_1 : Angka Harapan Hidup penduduk saat lahir (tahun)

x_2 : Rata-rata Lama Sekolah penduduk (tahun)

x_3 : Pendapatan per kapita yang Disesuaikan (juta rupiah)

x_4 : Rasio ketergantungan penduduk

x_5 : Persentase penduduk diatas 15 tahun yang bekerja (persen)

x_6 : Persentase penduduk usia 7-24 tahun yang tidak bersekolah (persen)

x_7 : Persentase penduduk yang mengalami gangguan kesehatan (persen)

Pemilihan variabel prediktor dalam penelitian ini didasarkan pada penelitian-penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, baik dari lembaga atau

institusi pemerintah seperti Badan Pusat Statistik (BPS), *World Bank* serta kajian dari beberapa literatur buku dan penelitian ilmiah sebelumnya.

3.2.3 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

Tabel 3.1. Data Penelitian

Kabupaten/ Kota	Lokasi		Tahun	y_{it}	x_{1it}	x_{2it}	...	x_{7it}
(i)	(u_i)	(v_i)	(t)					
Cilacap	-7.72593	109.0095	2013	15,24	72,75	6,43	...	13,71
Banyumas	-7.42329	109.2302	2113	18,44	72,89	7,18	...	19,54
Purbalingga	-7.38829	109.3635	2013	20,53	72,76	6,68	...	17,13
.
.
Kota Tegal	-6.87018	109.1375	2013	8,84	74,06	8,05	...	14,44
...	
...	
...	
...	
...	
...	
Cilacap	-7.72593	109.0095	2015	14,39	73,00	6,58	...	15,69
Banyumas	-7.42329	109.2302	2115	17,52	73,12	7,31	...	19,47
Purbalingga	-7.38829	109.3635	2015	19,70	72,81	6,85	...	19,26
.
.
.
Kota Tegal	-6.87018	109.1375	2015	8,26	74,12	8,27	...	19,35

Keterangan : Data selengkapnya terdapat pada Lampiran 1.

3.2.4 Definisi Operasional Variabel Penelitian

Definisi operasional variabel penelitian berasal dari definisi BPS sebagai sumber dari data yang digunakan, antara lain :

1. Persentase penduduk miskin adalah proporsi penduduk miskin terhadap jumlah penduduk di kabupaten/kota. Data kemiskinan ini merupakan indikator makro kemiskinan yang diukur berdasarkan *basic needs approach*.
2. Angka Harapan Hidup penduduk saat lahir adalah rata-rata perkiraan banyak tahun yang dapat ditempuh oleh seseorang sejak lahir.

3. Rata-rata Lama Sekolah penduduk adalah jumlah tahun yang digunakan oleh penduduk dalam menjalani pendidikan formal. Cakupan penduduk yang dihitung dalam RLS adalah penduduk berusia 25 tahun ke atas.
4. Pendapatan perkapita penduduk yang telah disesuaikan merupakan pendekatan nilai pendapatan dengan menggunakan pengeluaran per kapita yang disesuaikan dengan paritas daya beli.
5. Rasio ketergantungan penduduk adalah perbandingan jumlah penduduk usia tidak produktif (0-14 tahun dan 65 tahun ke atas) dengan penduduk usia produktif (15-64 tahun) dikalikan 100.
6. Persentase penduduk diatas 15 tahun yang bekerja adalah persentase penduduk usia diatas 15 tahun yang melakukan pekerjaan dengan maksud memperoleh/membantu memperoleh penghasilan/keuntungan selama paling sedikit 1 jam berturut-turut dalam satu minggu.
7. Persentase penduduk usia 7-24 tahun yang tidak bersekolah adalah persentase penduduk usia 7-24 tahun yang tidak bersekolah dalam jenjang pendidikan apapun.
8. Persentase penduduk yang mengalami gangguan kesehatan adalah persentase jumlah penduduk yang mengalami keluhan kesehatan hingga terganggu aktivitasnya. Keluhan kesehatan adalah gangguan terhadap kondisi fisik maupun jiwa, termasuk karena kecelakaan, atau hal lain yang menyebabkan terganggunya kegiatan sehari-hari.

3.3 Tahapan Analisis Data

Pemodelan yang digunakan dalam penelitian ini adalah GWPR, yang akan diterapkan untuk pemodelan kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah pada tahun 2013-2015. Berikut ini adalah tahapan dalam penerapan model GWPR.

1. Melakukan eksplorasi data penelitian dengan *scatter plot* dan matrik korelasi.
2. Melakukan pemodelan regresi panel FEM dengan *within estimator* sebagai regresi global.
3. Melakukan uji asumsi residual pada hasil pemodelan regresi panel FEM dengan *within estimator*.
4. Memeriksa aspek spasial pada data penelitian dengan uji *Breusch-Pagan Test*.

5. Melakukan transformasi data penelitian dengan *within estimator*.
6. Menentukan u_i dan v_i berdasarkan garis lintang selatan dan garis bujur timur untuk setiap kabupaten/kota di Provinsi Jawa Tengah seperti yang terdapat pada Lampiran 2.
7. Menghitung jarak *Euclidian* antara lokasi i terhadap lokasi j yang terletak pada koordinat (u_i, v_i) .
8. Menentukan *bandwidth* optimum dengan *Golden Section Search* berdasarkan kriteria CV minimum.
9. Menghitung matriks pembobot *Gaussian*, *Bisquare*, *Tricube* dan *Adaptive Bisquare*.
10. Menentukan matriks pembobot yang untuk model terbaik dengan CV minimum.
11. Mengestimasi nilai parameter pemodelan GWPR.
12. Melakukan pengujian serentak pemodelan GWPR dengan statistik uji F .
13. Melakukan pengujian parsial pemodelan GWPR dengan statistik uji t .
14. Melakukan perbandingan model antara regresi global dan GWPR dengan kriteria R^2 dan RMSE.
15. Intepretasi hasil dan kesimpulan.

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Prosedur Pemodelan GWPR

Prosedur pemodelan GWPR diawali dengan memformulasikan persamaan model GWPR, selanjutnya mengestimasi nilai parameter model GWPR dan melakukan uji hipotesis parameter model GWPR.

4.1.1 Formulasi Persamaan Model GWPR

Persamaan model GWPR terbentuk dari kombinasi model GWR pada persamaan (2.11) dan model FEM dengan *within estimator* seperti pada persamaan (2.38) sehingga menjadi persamaan (2.39), dituliskan kembali sebagai berikut :

$$\ddot{y}_{it} = \beta_0(u_{it}, v_{it}) + \sum_{k=1}^p \beta_k(u_{it}, v_{it}) \ddot{x}_{itk} + \ddot{\epsilon}_{it}$$

4.1.2 Estimasi Parameter Model GWPR

Parameter yang dihasilkan pada model GWPR akan berbeda-beda pada masing-masing lokasi dan waktu, sehingga terdapat sebanyak $NT \times k$ parameter yang harus diestimasi, dimana N adalah jumlah lokasi pengamatan, T adalah waktu pengamatan dan $k = p + 1$ jumlah parameter pada masing-masing lokasi dan waktu pengamatan.

Pendugaan parameter model GWPR dapat menggunakan pendekatan WLS seperti pendugaan pada model GWR, yaitu dengan memberikan unsur pembobot yang berbeda untuk setiap lokasi dan waktu pengamatan yaitu $w_{it}(u_{it}, v_{it})$ pada persamaan (2.39), sehingga persamaan model GWPR menjadi :

$$\begin{aligned} w_{it}^{\frac{1}{2}}(u_{it}, v_{it}) \ddot{y}_{it} &= w_{it}^{\frac{1}{2}}(u_{it}, v_{it}) \beta_0(u_{it}, v_{it}) + \\ &+ w_{it}^{1/2}(u_{it}, v_{it}) \sum_{k=1}^p \beta_k(u_{it}, v_{it}) \ddot{x}_{itk} + w_{it}^{1/2}(u_{it}, v_{it}) \ddot{\epsilon}_{it} \end{aligned} \quad (4.1)$$

Selanjutnya adalah meminimumkan jumlah kuadrat error dari persamaan (4.1):

$$\begin{aligned}
& \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N w_{it}(u_{it}, v_{it}) \ddot{\mathbf{x}}_{it}^2 \\
&= \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N w_{it}(u_{it}, v_{it}) \left[\ddot{y}_{it} - \beta_0(u_{it}, v_{it}) - \sum_{k=1}^p \beta_k(u_{it}, v_{it}) \ddot{x}_{itk} \right]^2 \\
& \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N w_{it}(u_{it}, v_{it}) \ddot{\mathbf{x}}_{it}^2 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N w_{it}(u_{it}, v_{it}) [\ddot{y}_{it} - \beta_0(u_{it}, v_{it}) - \beta_1(u_{it}, v_{it}) \ddot{x}_{it1} - \dots - \beta_p(u_{it}, v_{it}) \ddot{x}_{itp}]^2
\end{aligned}$$

penyelesaian dalam bentuk matriks seperti berikut :

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{\varepsilon}^T \mathbf{W}(u_{it}, v_{it}) \boldsymbol{\varepsilon} &= [\ddot{\mathbf{y}} - \ddot{\mathbf{X}} \boldsymbol{\beta}(u_{it}, v_{it})]^T \mathbf{W}(u_{it}, v_{it}) [\ddot{\mathbf{y}} - \ddot{\mathbf{X}} \boldsymbol{\beta}(u_{it}, v_{it})] \\
&= \ddot{\mathbf{y}}^T \mathbf{W}(u_{it}, v_{it}) \ddot{\mathbf{y}} - \ddot{\mathbf{y}}^T \mathbf{W}(u_{it}, v_{it}) \ddot{\mathbf{X}} \boldsymbol{\beta}(u_{it}, v_{it}) \\
&\quad - \boldsymbol{\beta}^T(u_{it}, v_{it}) \ddot{\mathbf{X}}^T \mathbf{W}(u_{it}, v_{it}) \ddot{\mathbf{y}} \\
&\quad + \boldsymbol{\beta}^T(u_{it}, v_{it}) \ddot{\mathbf{X}}^T \mathbf{W}(u_{it}, v_{it}) \ddot{\mathbf{X}} \boldsymbol{\beta}(u_{it}, v_{it}) \\
&= \ddot{\mathbf{y}}^T \mathbf{W}(u_{it}, v_{it}) \ddot{\mathbf{y}} - 2 \boldsymbol{\beta}^T(u_{it}, v_{it}) \ddot{\mathbf{X}}^T \mathbf{W}(u_{it}, v_{it}) \ddot{\mathbf{y}} + \\
&\quad \boldsymbol{\beta}^T(u_{it}, v_{it}) \ddot{\mathbf{X}}^T \mathbf{W}(u_{it}, v_{it}) \ddot{\mathbf{X}} \boldsymbol{\beta}(u_{it}, v_{it}) \tag{4.2}
\end{aligned}$$

kemudian persamaan (4.2) diturunkan terhadap $\boldsymbol{\beta}(u_{it}, v_{it})$ dan hasilnya disamakan dengan nol, sehingga :

$$\begin{aligned}
-2 \ddot{\mathbf{X}}^T \mathbf{W}(u_{it}, v_{it}) \ddot{\mathbf{y}} + 2 \ddot{\mathbf{X}}^T \mathbf{W}(u_{it}, v_{it}) \ddot{\mathbf{X}} \hat{\boldsymbol{\beta}}(u_{it}, v_{it}) &= 0 \\
\ddot{\mathbf{X}}^T \mathbf{W}(u_{it}, v_{it}) \ddot{\mathbf{X}} \hat{\boldsymbol{\beta}}(u_{it}, v_{it}) &= \ddot{\mathbf{X}}^T \mathbf{W}(u_{it}, v_{it}) \ddot{\mathbf{y}} \\
(\ddot{\mathbf{X}}^T \mathbf{W}(u_{it}, v_{it}) \ddot{\mathbf{X}})^{-1} \ddot{\mathbf{X}}^T \mathbf{W}(u_{it}, v_{it}) \ddot{\mathbf{X}} \hat{\boldsymbol{\beta}}(u_{it}, v_{it}) &= (\ddot{\mathbf{X}}^T \mathbf{W}(u_{it}, v_{it}) \ddot{\mathbf{X}})^{-1} \ddot{\mathbf{X}}^T \mathbf{W}(u_{it}, v_{it}) \ddot{\mathbf{y}} \\
\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_{it}, v_{it}) &= (\ddot{\mathbf{X}}^T \mathbf{W}(u_{it}, v_{it}) \ddot{\mathbf{X}})^{-1} \ddot{\mathbf{X}}^T \mathbf{W}(u_{it}, v_{it}) \ddot{\mathbf{y}}
\end{aligned}$$

menghasilkan estimator untuk koefisien regresi lokal pada GWPR sebagai berikut:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_{it}, v_{it}) = (\ddot{\mathbf{X}}^T \mathbf{W}(u_{it}, v_{it}) \ddot{\mathbf{X}})^{-1} \ddot{\mathbf{X}}^T \mathbf{W}(u_{it}, v_{it}) \ddot{\mathbf{y}} \tag{4.3}$$

dimana $\hat{\boldsymbol{\beta}}(u_{it}, v_{it}) = (\hat{\beta}_{it0}, \hat{\beta}_{it1}, \hat{\beta}_{it2}, \dots, \hat{\beta}_{itp})^T$ adalah vektor koefisien regresi lokal dan $\mathbf{W}(u_{it}, v_{it})$ adalah matriks diagonal dengan elemen pada diagonalnya merupakan pembobot geografis pada setiap data untuk lokasi pengamatan ke- i dan waktu ke- t , dan elemen lainnya merupakan angka nol. Selanjutnya $\mathbf{W}(u_{it}, v_{it})$ dituliskan menjadi $\mathbf{W}(it)$.

Dalam notasi matriks, β merupakan matriks yang berisi parameter lokal dengan struktur:

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_0(u_{11}, v_{11}) & \beta_1(u_{11}, v_{11}) & \dots & \beta_p(u_{11}, v_{11}) \\ \beta_0(u_{21}, v_{21}) & \beta_1(u_{21}, v_{21}) & \dots & \beta_p(u_{21}, v_{21}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_0(u_{N1}, v_{N1}) & \beta_1(u_{N1}, v_{N1}) & \dots & \beta_p(u_{N1}, v_{N1}) \\ \beta_0(u_{12}, v_{12}) & \beta_1(u_{12}, v_{12}) & \dots & \beta_p(u_{12}, v_{12}) \\ \beta_0(u_{22}, v_{22}) & \beta_2(u_{22}, v_{22}) & \dots & \beta_p(u_{22}, v_{22}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_0(u_{N2}, v_{N2}) & \beta_1(u_{N2}, v_{N2}) & \dots & \beta_p(u_{N2}, v_{N2}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_0(u_{1T}, v_{1T}) & \beta_1(u_{1T}, v_{1T}) & \dots & \beta_p(u_{1T}, v_{1T}) \\ \beta_0(u_{2T}, v_{2T}) & \beta_1(u_{2T}, v_{2T}) & \dots & \beta_p(u_{2T}, v_{2T}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_0(u_{NT}, v_{NT}) & \beta_1(u_{NT}, v_{NT}) & \dots & \beta_p(u_{NT}, v_{NT}) \end{bmatrix}$$

sehingga dapat dituliskan estimasi untuk parameter pada setiap baris dari matriks tersebut :

$$\hat{\beta}(it) = (\ddot{\mathbf{X}}^T \mathbf{W}(it) \ddot{\mathbf{X}})^{-1} \ddot{\mathbf{X}}^T \mathbf{W}(it) \ddot{\mathbf{y}} \quad (4.4)$$

dimana it menunjukkan lokasi ke- i dan waktu ke- t pada matriks β dan $\mathbf{W}(it)$ adalah matriks pembobot spasial untuk lokasi pengamatan ke- i dan waktu ke- t .

$$\mathbf{W}(it) = \begin{bmatrix} w_{it11} & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \dots & w_{itN1} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & w_{it12} & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & w_{itN2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & w_{it1T} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & w_{itNT} \end{bmatrix}$$

4.1.3 Pengujian Hipotesis Parameter Model GWPR

4.1.3.1 Pengujian Kesesuaian Model secara Serentak

Seperti halnya GWR, pengujian kesesuaian model GWPR dilakukan dengan menguji kesesuaian dari parameter secara serentak. Hipotesis pengujian kesesuaian model GWPR adalah sebagai berikut.

$H_0: \beta_k(u_i, v_i) = \beta_k$ untuk setiap $k = 1, 2, \dots, p$

(tidak ada perbedaan yang signifikan antara model regresi global dan GWPR)

H_1 : Paling sedikit ada satu $\beta_k(u_i, v_i) \neq \beta_k, \quad k = 1, 2, \dots, p$

(ada perbedaan yang signifikan antara model regresi global dan GWPR)

Dalam hal ini regresi global yang digunakan adalah regresi panel FEM dengan *within estimator*. Statistik uji yang digunakan berdasarkan *Sum Square Error* (SSE) dibawah H_0 dan H_1 . Dibawah H_0 jika tidak ada perbedaan antara model global dan GWPR, sehingga model GWPR tidak tepat menggambarkan data. Dibawah H_1 jika model yang sesuai adalah model GWPR.

Dibawah H_0 , berarti sama dengan menurunkan rumus SSE untuk regresi global, yaitu sebagai berikut (Leung, C.L., & Zhang, 2000):

$$\begin{aligned}
 SSE(H_0) &= \sum_{i=1}^n (\ddot{y}_i - \hat{\ddot{y}}_i)^2 = \sum_{i=1}^n \ddot{\varepsilon}_i^2 \\
 &= \ddot{\varepsilon}^T \ddot{\varepsilon} \\
 &= (\ddot{y} - \hat{\ddot{y}})^T (\ddot{y} - \hat{\ddot{y}}) \\
 &= (\ddot{y} - \ddot{X}\hat{\beta})^T (\ddot{y} - \ddot{X}\hat{\beta}) \\
 &= (\ddot{y} - \ddot{X}(\ddot{X}^T \ddot{X})^{-1} \ddot{X}^T \ddot{y})^T (\ddot{y} - \ddot{X}(\ddot{X}^T \ddot{X})^{-1} \ddot{X}^T \ddot{y}) \\
 &= (\ddot{y} - \mathbf{H}\ddot{y})^T (\ddot{y} - \mathbf{H}\ddot{y}) \\
 &= [(\mathbf{I} - \mathbf{H})\ddot{y}]^T [(\mathbf{I} - \mathbf{H})\ddot{y}] \\
 &= \ddot{y}^T (\mathbf{I} - \mathbf{H})^T (\mathbf{I} - \mathbf{H}) \ddot{y} \\
 &= \ddot{y}^T (\mathbf{I} - \mathbf{H}) \ddot{y}
 \end{aligned}$$

$$SSE(H_0) = \ddot{y}^T (\mathbf{I} - \mathbf{H}) \ddot{y}$$

dimana $\mathbf{H} = \ddot{X}(\ddot{X}^T \ddot{X})^{-1} \ddot{X}^T$. Karena $(\mathbf{I} - \mathbf{H})$ adalah matriks idempoten, maka distribusi $\frac{(n-p-1)s^2}{\sigma^2} = \frac{SSE(H_0)}{\sigma^2}$ akan mengikuti distribusi χ^2 dengan derajat bebas $(n-p-1)$.

Dibawah H_1 , untuk mendapatkan $SSE(H_1)$ adalah sebagai berikut (Leung, C.L., & Zhang, 2000): misalkan $\ddot{\mathbf{x}}_{it}^T = (1, \ddot{x}_{it1}, \ddot{x}_{it2}, \dots, \ddot{x}_{itp})$ adalah baris ke- i untuk waktu ke- t dari matriks $\ddot{\mathbf{X}}$, dan $\hat{\beta}(it)$ adalah vektor estimasi parameter di

lokasi ke- i dan waktu ke- t , maka estimasi nilai $\mathbf{\ddot{y}}$ pada lokasi ke- i untuk waktu ke- t dapat diperoleh:

$$\hat{\mathbf{y}}_{it} = \mathbf{\ddot{x}}_{it}^T \hat{\mathbf{\beta}}(it) \quad (4.5)$$

$$\hat{\mathbf{y}}_{it} = \mathbf{\ddot{x}}_i^T (\mathbf{\ddot{X}}^T \mathbf{W}(it) \mathbf{\ddot{X}})^{-1} \mathbf{\ddot{X}}^T \mathbf{W}(it) \mathbf{\ddot{y}}$$

$\mathbf{\ddot{x}}_i^T (\mathbf{\ddot{X}}^T \mathbf{W}(it) \mathbf{\ddot{X}})^{-1} \mathbf{\ddot{X}}^T \mathbf{W}(it)$ disebut juga matriks proyeksi yaitu matriks yang memproyeksikan nilai $\mathbf{\ddot{y}}$ menjadi $\hat{\mathbf{y}}$ pada lokasi ke- i dan waktu ke- t .

Apabila $\hat{\mathbf{y}} = (\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_{NT})^T$ dan $\hat{\mathbf{\epsilon}} = (\hat{\epsilon}_1, \hat{\epsilon}_2, \dots, \hat{\epsilon}_{NT})^T$ adalah vektor estimasi nilai $\mathbf{\ddot{y}}$ dan vektor error, maka estimasi nilai $\mathbf{\ddot{y}}$ dituliskan sebagai:

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{L} \mathbf{\ddot{y}} \quad (4.6)$$

dan vektor errornya adalah :

$$\hat{\mathbf{\epsilon}} = \mathbf{\ddot{y}} - \hat{\mathbf{y}} = (\mathbf{I} - \mathbf{L}) \mathbf{\ddot{y}} \quad (4.7)$$

dimana:

$$\mathbf{L} = \begin{bmatrix} \mathbf{\ddot{x}}_{11}^T (\mathbf{\ddot{X}}^T \mathbf{W}(11) \mathbf{\ddot{X}})^{-1} \mathbf{\ddot{X}}^T \mathbf{W}(11) \\ \mathbf{\ddot{x}}_{21}^T (\mathbf{\ddot{X}}^T \mathbf{W}(21) \mathbf{\ddot{X}})^{-1} \mathbf{\ddot{X}}^T \mathbf{W}(21) \\ \vdots \\ \mathbf{\ddot{x}}_{N1}^T (\mathbf{\ddot{X}}^T \mathbf{W}(N1) \mathbf{\ddot{X}})^{-1} \mathbf{\ddot{X}}^T \mathbf{W}(N1) \\ \mathbf{\ddot{x}}_{22}^T (\mathbf{\ddot{X}}^T \mathbf{W}(22) \mathbf{\ddot{X}})^{-1} \mathbf{\ddot{X}}^T \mathbf{W}(22) \\ \mathbf{\ddot{x}}_{22}^T (\mathbf{\ddot{X}}^T \mathbf{W}(22) \mathbf{\ddot{X}})^{-1} \mathbf{\ddot{X}}^T \mathbf{W}(22) \\ \vdots \\ \mathbf{\ddot{x}}_{N2}^T (\mathbf{\ddot{X}}^T \mathbf{W}(N2) \mathbf{\ddot{X}})^{-1} \mathbf{\ddot{X}}^T \mathbf{W}(N2) \\ \vdots \\ \mathbf{\ddot{x}}_{1T}^T (\mathbf{\ddot{X}}^T \mathbf{W}(1T) \mathbf{\ddot{X}})^{-1} \mathbf{\ddot{X}}^T \mathbf{W}(1T) \\ \mathbf{\ddot{x}}_{2T}^T (\mathbf{\ddot{X}}^T \mathbf{W}(2T) \mathbf{\ddot{X}})^{-1} \mathbf{\ddot{X}}^T \mathbf{W}(2T) \\ \vdots \\ \mathbf{\ddot{x}}_{NT}^T (\mathbf{\ddot{X}}^T \mathbf{W}(NT) \mathbf{\ddot{X}})^{-1} \mathbf{\ddot{X}}^T \mathbf{W}(NT) \end{bmatrix}$$

\mathbf{L} adalah matriks berukuran $NT \times NT$ dan \mathbf{I} adalah matriks identitas ordo NT .

Untuk mendapatkan nilai $SSE(H_1)$ adalah dengan mengkuadratkan $\hat{\mathbf{\epsilon}}$,

$$SSE(H_1) = \hat{\mathbf{\epsilon}}^T \hat{\mathbf{\epsilon}}$$

$$= ((\mathbf{I} - \mathbf{L}) \mathbf{\ddot{y}})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L}) \mathbf{\ddot{y}}$$

$$= \mathbf{\ddot{y}}^T (\mathbf{I} - \mathbf{L})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L}) \mathbf{\ddot{y}}$$

nilai harapan dari error adalah :

$$E(\hat{\mathbf{\epsilon}}) = E(\mathbf{\ddot{y}} - \hat{\mathbf{y}})$$

$$E(\hat{\mathbf{\epsilon}}) = E(\mathbf{\ddot{y}}) - E(\hat{\mathbf{y}}) = 0$$

sedangkan variansi dari errornya adalah :

$$var(\mathbf{\epsilon}) = E(\mathbf{\epsilon} - E(\mathbf{\epsilon}))^T (\mathbf{\epsilon} - E(\mathbf{\epsilon}))$$

$$\sigma^2 \mathbf{I} = E(\mathbf{\epsilon}^T \mathbf{\epsilon} - 2\mathbf{\epsilon}^T E(\mathbf{\epsilon}) + E(\mathbf{\epsilon})^T E(\mathbf{\epsilon}))$$

karena $E(\mathbf{\epsilon}) = 0$, maka :

$$\sigma^2 \mathbf{I} = E(\mathbf{\epsilon}^T \mathbf{\epsilon})$$

oleh karena itu, $SSE(H_1)$ dapat dituliskan menjadi :

$$SSE(H_1) = \hat{\mathbf{\epsilon}}^T \hat{\mathbf{\epsilon}}$$

$$\begin{aligned} SSE(H_1) &= (\hat{\mathbf{\epsilon}} - E(\hat{\mathbf{\epsilon}}))^T (\hat{\mathbf{\epsilon}} - E(\hat{\mathbf{\epsilon}})) \\ &= ((\mathbf{I} - \mathbf{L})\mathbf{\ddot{y}} - E((\mathbf{I} - \mathbf{L})\mathbf{\ddot{y}}))^T ((\mathbf{I} - \mathbf{L})\mathbf{\ddot{y}} - E((\mathbf{I} - \mathbf{L})\mathbf{\ddot{y}})) \\ &= ((\mathbf{I} - \mathbf{L})\mathbf{\ddot{y}} - (\mathbf{I} - \mathbf{L})E(\mathbf{\ddot{y}}))^T ((\mathbf{I} - \mathbf{L})\mathbf{\ddot{y}} - (\mathbf{I} - \mathbf{L})E(\mathbf{\ddot{y}})) \\ &= (\mathbf{\ddot{y}} - E(\mathbf{\ddot{y}}))^T (\mathbf{I} - \mathbf{L})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L}) (\mathbf{\ddot{y}} - E(\mathbf{\ddot{y}})) \end{aligned} \quad (4.8)$$

karena $\mathbf{\epsilon} = \mathbf{\ddot{y}} - E(\mathbf{\ddot{y}})$, maka persamaan (4.8) menjadi:

$$SSE(H_1) = \mathbf{\epsilon}^T (\mathbf{I} - \mathbf{L})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L}) \mathbf{\epsilon}$$

sehingga nilai harapan dari $SSE(H_1)$, yaitu:

$$\begin{aligned} E(SSE(H_1)) &= E(\mathbf{\epsilon}^T (\mathbf{I} - \mathbf{L})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L}) \mathbf{\epsilon}) \\ &= E(tr(\mathbf{\epsilon}^T (\mathbf{I} - \mathbf{L})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L}) \mathbf{\epsilon})) \\ &= E(tr((\mathbf{I} - \mathbf{L})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L}) \mathbf{\epsilon} \mathbf{\epsilon}^T)) \\ &= tr((\mathbf{I} - \mathbf{L})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L})) E(\mathbf{\epsilon} \mathbf{\epsilon}^T) \\ &= \delta_1 \sigma^2 \end{aligned}$$

dimana $\delta_1 = tr((\mathbf{I} - \mathbf{L})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L}))$ adalah *trace* dari matrik $tr((\mathbf{I} - \mathbf{L})^T (\mathbf{I} - \mathbf{L}))$.

Sehingga diperoleh estimasi untuk σ^2 adalah sebagai berikut :

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{SSE(H_1)}{\delta_1}$$

Adapun $\frac{SSE(H_1)}{\delta_1}$ akan mengikuti distribusi $c\chi_r^2$ dengan rata-ratanya adalah δ_1 dan variansnya adalah $2\delta_2$, dimana $\delta_2 = tr((\mathbf{I} - \mathbf{L})^T(\mathbf{I} - \mathbf{L}))^2$. Variabel random tersebut mengikuti distribusi $c\chi_r^2$, maka rata-rata dan variansnya adalah cr dan $2c^2r$. Dimana $cr = \delta_1$ dan $2c^2r = 2\delta_2$, sehingga diperoleh $c = \frac{\delta_2}{\delta_1}$ dan $r = \frac{\delta_1^2}{\delta_2}$. Oleh karena itu,

$$\frac{SSE(H_1)}{c\sigma^2} = \frac{\delta_1^2 \hat{\sigma}^2}{\delta_2 \sigma^2} \sim \chi^2(df = \frac{\delta_1^2}{\delta_2})$$

Jika hipotesis H_0 adalah benar berdasarkan data yang diberikan, maka nilai $SSE(H_0)$ akan sama dengan nilai $SSE(H_1)$, sehingga ukuran $SSE(H_1)/SSE(H_0)$ akan mendekati satu. Sebaliknya jika H_0 tidak benar, maka nilainya cenderung mengecil (Leung, C.L., & Zhang, 2000).

$$F^* = \frac{SSE(H_1)/\frac{\delta_1^2}{\delta_2}}{SSE(H_0)/(n - p - 1)}$$

Jika F^* menghasilkan nilai yang relatif kecil, maka dapat dikatakan bahwa hipotesis H_1 lebih sesuai digunakan. Sehingga model GWPR mempunyai *goodness of fit* yang lebih baik daripada model regresi global. Dengan tingkat signifikansi (α), maka keputusan diambil dengan menolak hipotesis H_0 jika $F^* < F_{1-\alpha, df1, df2}$ dimana $df1 = \frac{\delta_1^2}{\delta_2}$ dan $df2 = (n - p - 1)$.

4.1.3.2 Pengujian Parameter Model secara Parsial

Jika model GWPR telah sesuai untuk menggambarkan data maka dilakukan pengujian parameter model GWPR untuk mengetahui variabel independen x_k yang berpengaruh di lokasi ke- i dan waktu ke- t . Hipotesis yang digunakan dalam pengujian parameter model GWPR adalah sebagai berikut:

$$H_0: \beta_k(u_{it}, v_{it}) = 0$$

$$H_0: \beta_k(u_{it}, v_{it}) \neq 0 \text{ dengan } k = 1, 2, \dots, p$$

Estimator parameter $\hat{\beta}(it)$ akan mengikuti distribusi normal dengan rata-rata $\beta(it)$ dan matrik varian kovarian $\mathbf{C}_{it}\mathbf{C}_{it}^T\hat{\sigma}^2$, dimana $\mathbf{C}_{it} = (\ddot{\mathbf{X}}^T\mathbf{W}(it)\ddot{\mathbf{X}})^{-1}\ddot{\mathbf{X}}^T\mathbf{W}(it)$, sehingga didapatkan :

$$\frac{\hat{\beta}_k(it) - \beta_k(it)}{\sigma\sqrt{c_{kk}}} \sim N(0,1)$$

dengan c_{kk} adalah elemen diagonal ke- k dari matrik $\mathbf{C}_{it}\mathbf{C}_{it}^T$. Distribusi $\frac{SSE(H_1)}{c\sigma^2} = \frac{\delta_1^2\hat{\sigma}^2}{\delta_2\sigma^2}$ dapat didekati dengan distribusi χ^2 dengan derajat bebas $\frac{\delta_1^2}{\delta_2}$. Sehingga statistik uji yang digunakan adalah (Fotheringham, Brunson, & Charlton, 2002):

$$T_{hit} = \frac{\hat{\beta}_k(u_{it}, v_{it})}{\hat{\sigma}\sqrt{c_{kk}}}$$

Dibawah H_0 , T_{hit} akan mengikuti distribusi t dengan derajat bebas $\left(\frac{\delta_1^2}{\delta_2}\right)$.

Jika diberikan tingkat signifikansi (α), maka keputusan diambil dengan menolak hipotesis nol (H_0) apabila $|T_{hit}| > t_{\alpha/2, df}$, dimana $df = \left(\frac{\delta_1^2}{\delta_2}\right)$.

4.2 Pemodelan Kemiskinan di Jawa Tengah dengan GWPR

4.2.1 Deskripsi Kemiskinan di Jawa Tengah

Jawa Tengah merupakan salah satu provinsi di Pulau Jawa yang diapit oleh dua provinsi besar yaitu Jawa Barat sebagai batas sebelah barat dan Jawa Timur sebagai batas sebelah timur. Sedangkan di sebelah selatan berbatasan dengan Samudra Hindia dan Daerah Istimewa Yogyakarta serta di sebelah utara berbatasan dengan Laut Jawa. Provinsi Jawa Tengah terletak antara $5^040'$ dan $8^030'$ Lintang Selatan dan antara $108^030'$ dan $111^030'$ Bujur Timur

Secara administratif, Provinsi Jawa Tengah terbagi menjadi 29 kabupaten dan 7 kota. Provinsi ini memiliki luas wilayah 3,25 juta hektar atau sekitar 25,04 persen dari luas Pulau Jawa. Penduduk Provinsi Jawa Tengah berdasarkan proyeksi penduduk tahun 2015 adalah sebanyak 33.774,14 ribu jiwa dan kepadatan penduduknya mencapai 1.038 jiwa/km². Dengan wilayah yang luas, jumlah penduduk dan kepadatan yang cukup tinggi, sangat memungkinkan untuk menimbulkan permasalahan khususnya tentang kemiskinan.

Tujuan pertama yang tercantum dalam *Sustainable Development Goals* (SDGs) yaitu mengakhiri kemiskinan. SDGs merupakan suatu bentuk aksi dunia terhadap beragam permasalahan dibidang sosial, ekonomi, dan lingkungan. Peningkatan kesejahteraan yang terukur dari penurunan tingkat kemiskinan merupakan cerminan keberhasilan pembangunan suatu wilayah.

Tabel 4.1. Persentase Penduduk Miskin menurut Provinsi, 2013-2015

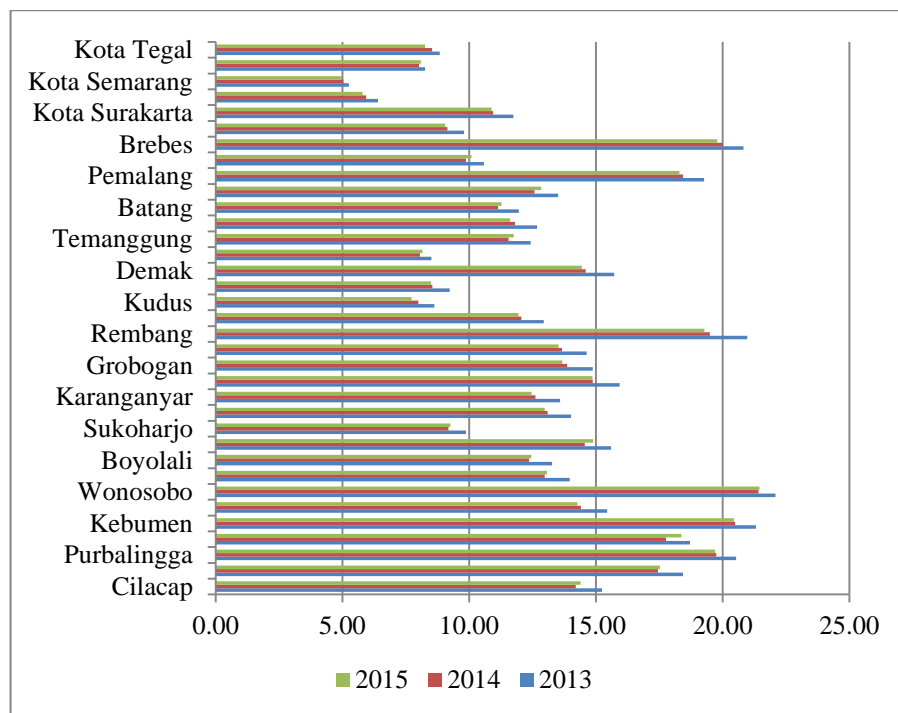
Provinsi	2013	2014	2015
DKI Jakarta	3,72	3,92	3,93
Jawa Barat	9,61	9,44	9,53
Jawa Tengah	14,44	14,46	13,58
DIY	15,03	15,00	14,91
Jawa Timur	12,73	12,42	12,34
Indonesia	11,37	11,25	11,22

Tabel 4.1. memberikan informasi bahwa persentase penduduk miskin di Jawa Tengah menduduki peringkat kedua di Pulau Jawa setelah Daerah Istimewa Yogyakarta selama tiga tahun terakhir, dengan nilai yang cukup fluktuatif, yaitu dari 14,44 persen menjadi 14,46 persen dan kemudian menjadi 13,58 persen. Nilai persentase penduduk miskin di Jawa Tengah masih tergolong cukup tinggi, dan nilainya selalu lebih besar dari nilai persentase penduduk miskin Indonesia (angka nasional) yang berada dalam kisaran 11 persen.

Gambar 4.1 memperlihatkan bahwa persentase penduduk miskin menurut kabupaten/kota di Jawa Tengah mempunyai *gap* yang cukup lebar. Persentase penduduk miskin yang terendah terdapat di Kota Semarang yaitu sekitar 5 persen, sementara persentase penduduk miskin di Kabupaten Wonosobo adalah yang tertinggi dengan nilai lebih dari 20 persen. Selain Kabupaten Wonosobo, di Jawa Tengah terdapat beberapa kabupaten dengan nilai persentase penduduk miskin yang tergolong relatif tinggi (lebih dari 15 persen) yaitu Kabupaten Banyumas, Purbalingga, Banjarnegara, Kebumen, Rembang, Pemalang dan Brebes.

Adanya *gap* kemiskinan yang cukup lebar di Jawa Tengah dan penyebaran nilai persentase penduduk miskin yang cukup beragam, mengindikasikan bahwa kesejahteraan penduduk masih belum merata. Oleh karena itu, pemerintah

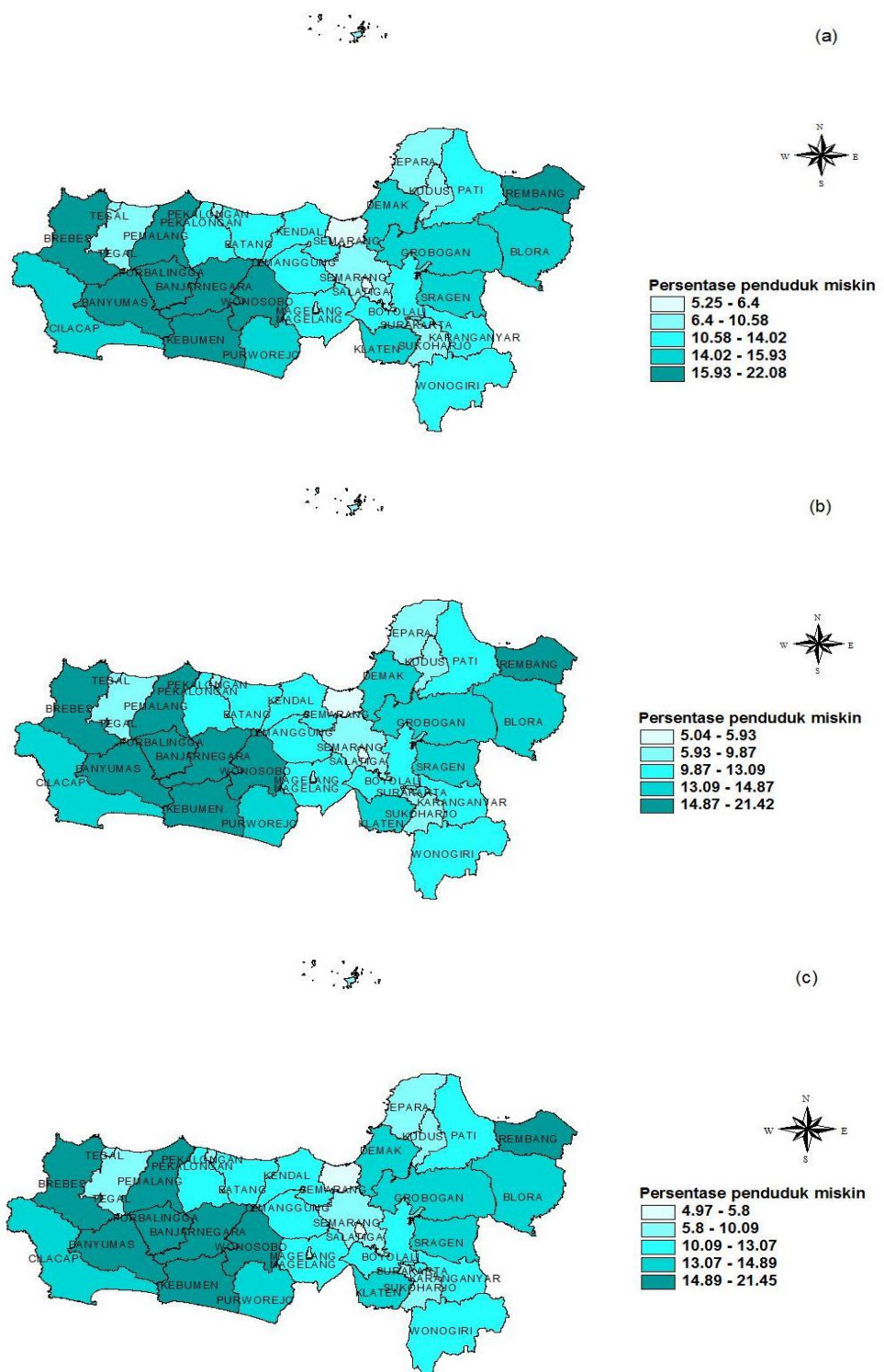
sebaiknya memberikan perhatian lebih terhadap wilayah-wilayah yang mempunyai nilai persentase penduduk miskin yang relatif tinggi.



Gambar 4.1. Persentase penduduk miskin menurut kabupaten/kota di Jawa Tengah, 2013-2015.

Sebaran persentase penduduk miskin di Jawa Tengah cukup beragam. Gambar 4.2. memberi gambaran bahwa pola persebaran penduduk miskin di Jawa Tengah selama tiga tahun terakhir cenderung sama, yaitu mengumpul pada kabupaten/ kota tertentu dengan tingkat keragaman yang cukup besar.

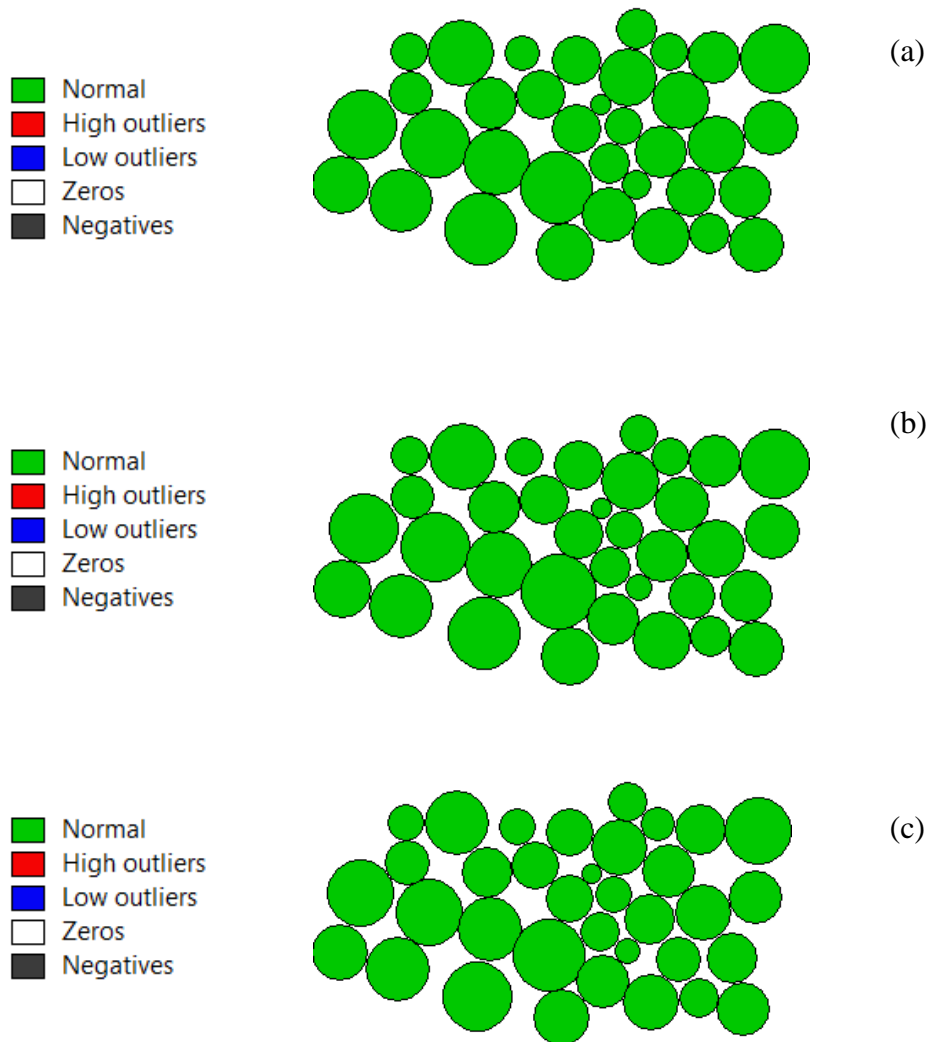
Persentase penduduk miskin yang tergolong rendah (kelompok pertama dan kedua) tersebar di 11 wilayah yang mayoritas berstatus kotamadya, yaitu Kota Magelang, Kota Surakarta, Kota Salatiga, Kota Semarang, Kota Pekalongan, Kota Tegal, Kabupaten Sukoharjo, Kabupaten Kudus, Kabupaten Jepara, Kabupaten Semarang dan Kabupaten Tegal. Sedangkan persentase penduduk miskin yang tergolong tinggi (kelompok terakhir) tersebar pada 8 wilayah berstatus kabupaten, yaitu Kabupaten Banyumas, Kabupaten Purbalingga, Kabupaten Banjarnegara, Kabupaten Kebumen, Kabupaten Wonosobo, Kabupaten Rembang, Kabupaten Pemalang dan Kabupaten Brebes.



Gambar 4.2. Persebaran persentase penduduk miskin di Jawa Tengah menurut tahun: 2013 (a), 2014 (b) dan 2015 (c).

Cara visualisasi lainnya yang dapat memperlihatkan adanya keragaman persentase kemiskinan di Jawa Tengah adalah dengan menggunakan *cartogram*.

Kartogram merupakan bentuk dari peta tematik yang bersifat unik, dimana perubahan ukuran dari area pada gambar akan disesuaikan dengan nilai data yang diwakilinya.



Gambar 4.3. *Cartogram* persentase penduduk miskin di Jawa Tengah menurut tahun : 2013 (a), 2014 (b) dan 2015 (c).

Gambar 4.3. menunjukkan bahwa keragaman persentase penduduk miskin antar wilayah di Jawa Tengah cukup besar. Ukuran lingkaran (*size circle*) dibeberapa wilayah terlihat sangat kecil, namun dibeberapa wilayah lain terlihat jauh lebih besar. Ukuran lingkaran ini secara implisit merepresentasikan nilai persentase penduduk miskin menurut kabupaten/kota di Jawa Tengah. Wilayah

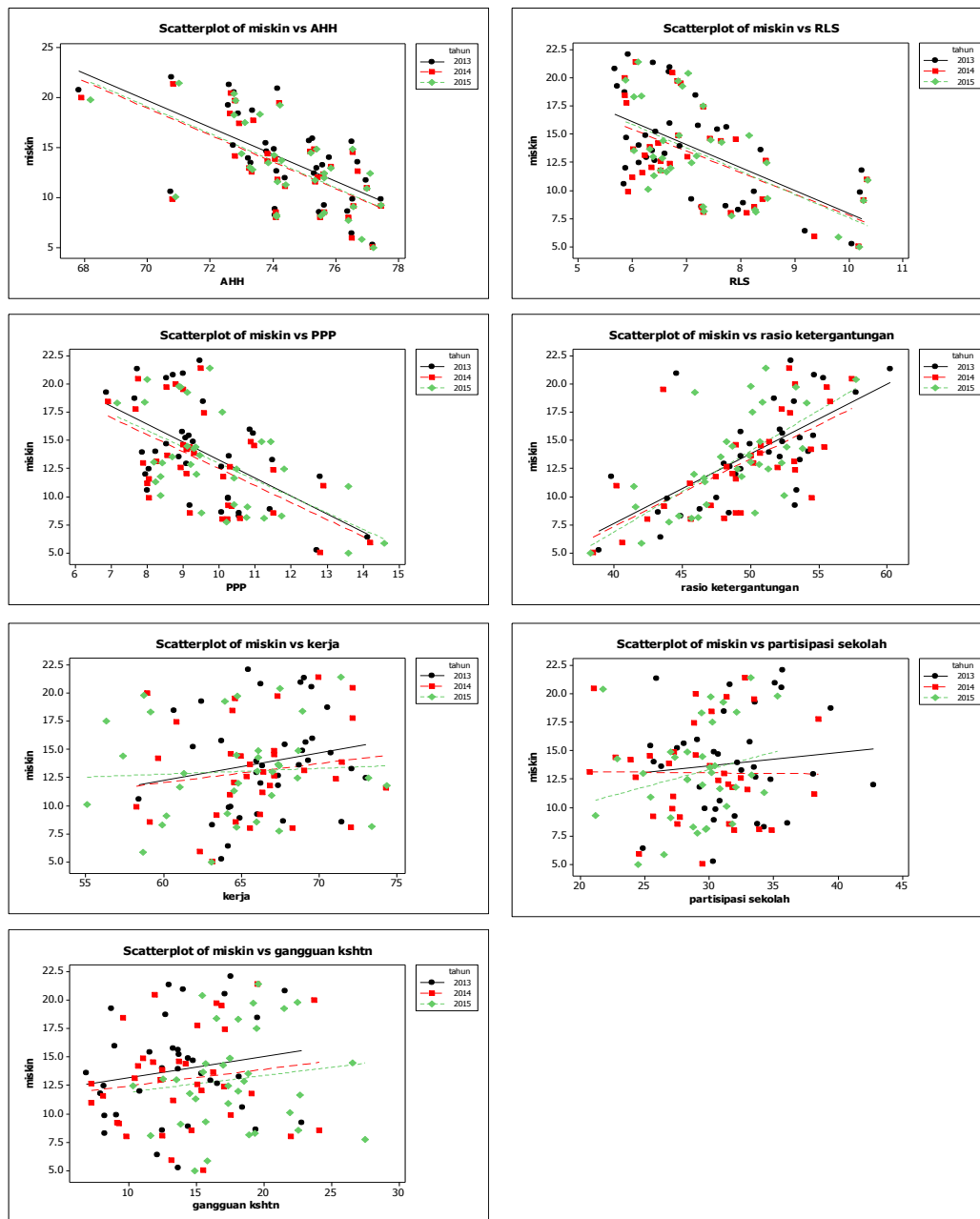
dengan ukuran lingkaran paling kecil adalah Kota Semarang dan wilayah dengan ukuran lingkaran paling besar adalah Kabupaten Wonosobo.

4.2.2 Analisis Pemodelan Kemiskinan di Jawa Tengah

Sebelum dilakukan pemodelan, perlu dilakukan eksplorasi data terlebih dahulu, diantaranya dengan menggunakan *scatter plot* dan matriks korelasi. *Scatter plot* adalah sebuah grafik yang biasa digunakan untuk melihat pola hubungan antara dua variabel. Berdasarkan hasil *scatter plot* seperti pada Gambar 4.4, secara umum terlihat bahwa plot antara respon dengan masing-masing variabel prediktor mempunyai pola yang hampir sama pada setiap tahunnya.

Pola *scatter plot* mengindikasikan adanya kecenderungan hubungan linier antara respon dengan masing-masing variabel prediktor. Hubungan yang positif terjadi antara variabel persentase penduduk miskin dengan variabel rasio ketergantungan penduduk, persentase penduduk diatas 15 tahun yang bekerja, persentase penduduk usia 7-24 tahun yang tidak bersekolah, dan persentase penduduk yang mengalami gangguan kesehatan. Sementara hubungan yang negatif terjadi antara variabel persentase penduduk miskin dengan variabel Angka Harapan Hidup (AHH), Rata-rata Lama Sekolah (RLS), Pendapatan perkapita yang telah disesuaikan (PPP).

Jika dilihat dari korelasinya dengan menggunakan korelasi pearson seperti pada Lampiran 3, variabel prediktor yang mempunyai korelasi kuat dan signifikan secara parsial terhadap persentase penduduk miskin (y) di Jawa Tengah adalah AHH, RLS, PPP dan rasio ketergantungan penduduk. Sama seperti halnya *scatter plot*, variabel AHH (x_1), RLS (x_2), dan PPP (x_3) mempunyai arah korelasi yang negatif, artinya semakin tinggi nilai variabel-variabel ini maka persentase penduduk miskin semakin rendah. Sebaliknya variabel yang berkorelasi positif adalah rasio ketergantungan penduduk (x_4), persentase penduduk diatas 15 tahun yang bekerja (x_5), persentase penduduk usia 7-24 tahun yang tidak bersekolah (x_6), dan persentase penduduk yang mengalami gangguan kesehatan (x_7). Jadi, apabila nilai variabel-variabel ini naik maka persentase penduduk miskin juga akan meningkat.



Gambar 4.4. *Scatter plot* respon dengan masing-masing variabel prediktor.

Deteksi awal multikolinearitas perlu dilakukan untuk mengetahui ada atau tidaknya hubungan linier antar variabel prediktor. Berdasarkan nilai korelasi antar variabel prediktor seperti yang disajikan pada Tabel 4.2, terdapat beberapa variabel yang korelasi dengan variabel prediktor lebih besar daripada korelasi dengan respon.

Tabel 4.2. Korelasi respon (y) dengan masing-masing variabel prediktor ($x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7$) dan korelasi antar variabel prediktor

	y	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7
y	1,0000							
x_1	-0,6316	1,0000						
x_2	-0,5891	0,6596	1,0000					
x_3	-0,5723	0,5591	0,7824	1,0000				
x_4	0,6719	-0,5972	-0,7208	-0,6759	1,0000			
x_5	0,1345	0,2582	-0,1829	-0,0946	0,1192	1,0000		
x_6	0,1221	-0,2480	-0,3953	-0,3066	-0,0647	0,1421	1,0000	
x_7	0,1135	-0,3419	-0,2567	-0,0615	0,0696	-0,2247	0,1718	1,0000

Salah satu cara dalam deteksi multikolinearitas adalah dengan melihat kesesuaian tanda antara tanda dalam korelasi dengan tanda dalam koefisien regresi. Dari hasil regresi panel *pooled* maupun FEM yang terdapat pada lampiran 4 dan 5, terdapat beberapa variabel yang berbeda tanda antara koefisien regresi dengan korelasi. Variabel-variabel tersebut adalah RLS (x_2), PPP (x_3) dan persentase penduduk yang mengalami gangguan kesehatan (x_7). Sehingga kemungkinan besar diantara variabel prediktor tersebut terdapat hubungan linier atau terjadi multikolinearitas. Oleh karena itu, variabel-variabel ini tidak dimasukkan dalam analisis selanjutnya. Variabel prediktor yang digunakan dalam analisis selanjutnya adalah AHH (x_1), rasio ketergantungan penduduk (x_4), persentase penduduk usia diatas 15 tahun yang bekerja (x_5) dan persentase penduduk usia 7-24 tahun yang tidak sekolah (x_6). Merujuk pada Tabel 4.3, secara umum korelasi antara variabel prediktor yang terpilih terhadap variabel respon lebih besar dibandingkan korelasi antar variabel prediktor. Oleh karena itu, kemungkinan terjadi multikolinearitas relatif kecil.

Tabel 4.3. Korelasi respon (y) dengan masing-masing variabel prediktor (x_1, x_4, x_5, x_6) dan korelasi antar variabel prediktor

	Y	x_1	x_4	x_5	x_6
y	1,0000				
x_1	-0,6316	1,0000			
x_4	0,6719	-0,5972	1,0000		
x_5	0,1345	0,2582	0,1192	1,0000	
x_6	0,1221	-0,2480	-0,0647	0,1421	1,0000

Langkah awal dalam GWPR adalah melakukan pemodelan FEM sebagai regresi global. Model FEM yang digunakan dalam penelitian ini adalah FEM dengan *within estimator*. Pemilihan FEM dilakukan dengan asumsi bahwa setiap unit pengamatan memiliki karakteristik yang berbeda. Untuk memperkuat pemilihan FEM secara statistik, maka dilakukan Uji *Chow* dan Uji *Hausman* sebagai berikut :

- Uji *Chow*

H_0 : *Common Effect Models* (CEM)

H_1 : *Fixed Effect Models* (FEM)

Hasil uji Chow menunjukkan bahwa $(\text{Prob}>F) < 0,05$, sehingga keputusannya adalah menolak H_0 pada tingkat signifikansi 5%. Oleh karena itu dapat disimpulkan bahwa model FEM lebih baik daripada CEM. Hasil pengujian selengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 8.

- Uji *Hausman*

H_0 : *Random Effect Models* (REM)

H_1 : *Fixed Effect Models* (FEM)

Hasil uji Hausman memutuskan untuk menolak H_0 karena nilai $(\text{Prob}>\chi^2) < 0,05$, sehingga dapat disimpulkan bahwa model FEM lebih baik jika dibandingkan dengan REM pada tingkat signifikansi 5%. Hasil pengujian selengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 9.

Secara statistik berdasarkan hasil uji Chow dan Hausman yang telah dilakukan, maka dapat diperoleh kesimpulan bahwa model FEM adalah model yang lebih baik daripada CEM ataupun REM.

Lampiran 7. menampilkan secara lengkap hasil estimasi model FEM dengan *within estimator*. Berdasarkan perhitungan diperoleh nilai F sebesar 22,05 dan $\text{Prob}>F = 0,000$. Nilai $(\text{Prob}>F) < 0,05$, artinya terdapat minimal satu variabel prediktor yang mempengaruhi persentase penduduk miskin di Jawa Tengah dengan tingkat signifikansi 5%. Selanjutnya untuk mengetahui variabel mana yang mempunyai pengaruh signifikan terhadap persentase penduduk miskin di Jawa Tengah, maka dilakukan pengujian secara parsial dengan hasil estimasi seperti yang disajikan pada Tabel 4.4.

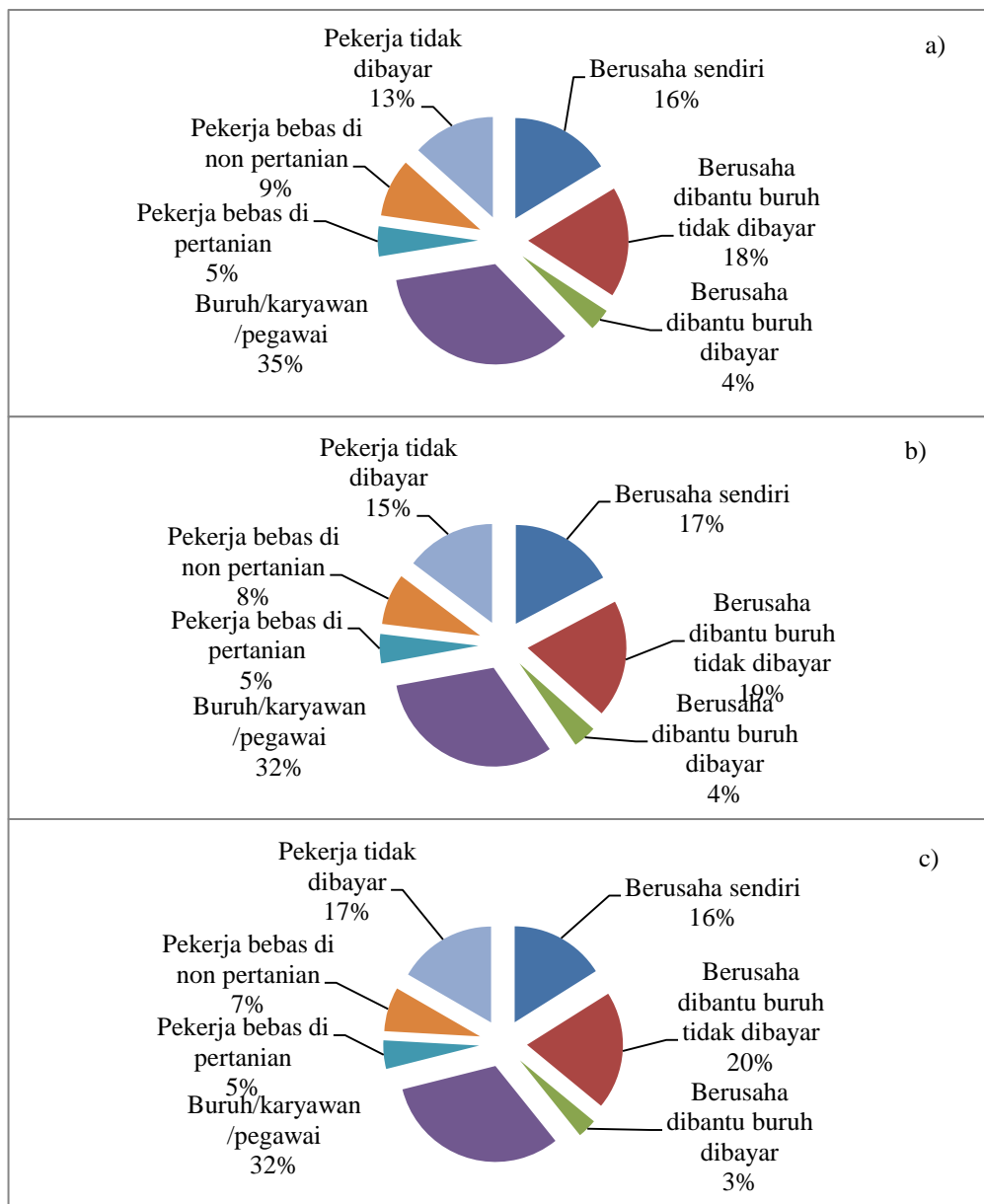
Tabel 4.4. Hasil estimasi FEM dengan *Within Estimator*

Variabel	Koefisien	Standar Error	t-statistik	P-value
x_1	-1,6595	0,5449	-3.05	0,003
x_4	0,0729	0,0386	1,89	0,063
x_5	0,0410	0,2235	1,83	0,071
x_6	0,1014	0,0174	5,81	0,000
konstanta	127,4701	41,8210	3,05	0,003
R^2	57,19%			
RMSE	0,3417			

Tabel 4.4 menunjukkan bahwa variabel AHH (x_1) dan persentase penduduk usia 7-24 tahun yang tidak sekolah (x_6) berpengaruh signifikan pada tingkat signifikansi 5%. Sedangkan variabel rasio ketergantungan penduduk (x_4) dan persentase penduduk usia diatas 15 tahun yang bekerja (x_5), berpengaruh signifikan terhadap persentase penduduk miskin di Jawa Tengah pada tingkat signifikansi 10%.

Jika dilihat dari nilai koefisien regresi yang dihasilkan oleh model yang terbentuk, ternyata AHH mempunyai koefisien regresi yang bernilai negatif, sementara variabel lainnya berpengaruh positif. Hal yang menarik adalah variabel persentase penduduk usia diatas 15 tahun yang bekerja ternyata mempunyai pengaruh positif terhadap persentase penduduk miskin di Jawa Tengah, hal ini sangat dimungkinkan karena konsep bekerja yang digunakan pada penelitian ini masih luas, yaitu melakukan pekerjaan dengan maksud memperoleh/membantu memperoleh penghasilan/keuntungan selama paling sedikit 1 jam berturut-turut dalam satu minggu.

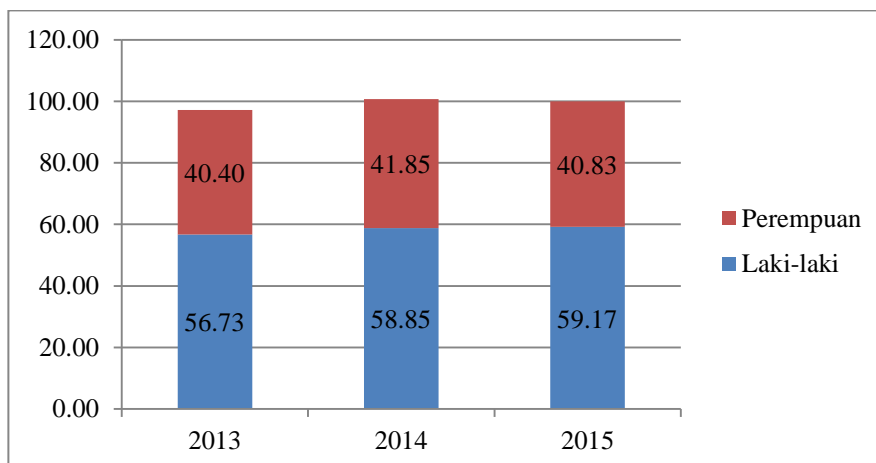
Gambar 4.5. memperlihatkan dengan cukup jelas persentase penduduk yang bekerja jika dilihat dari status pekerjaannya. Selama tahun 2013-2015, secara umum terlihat bahwa status pekerjaan terbesar penduduk yang bekerja di Jawa Tengah adalah sebagai buruh/karyawan/pegawai, kemudian diikuti dengan penduduk yang berusaha dengan dibantu buruh yang tidak dibayar. Yang perlu mendapat perhatian adalah ternyata di Jawa Tengah, penduduk yang bekerja dengan status sebagai pekerja tidak dibayar cukup besar, yaitu berada pada kisaran 13-17 persen.



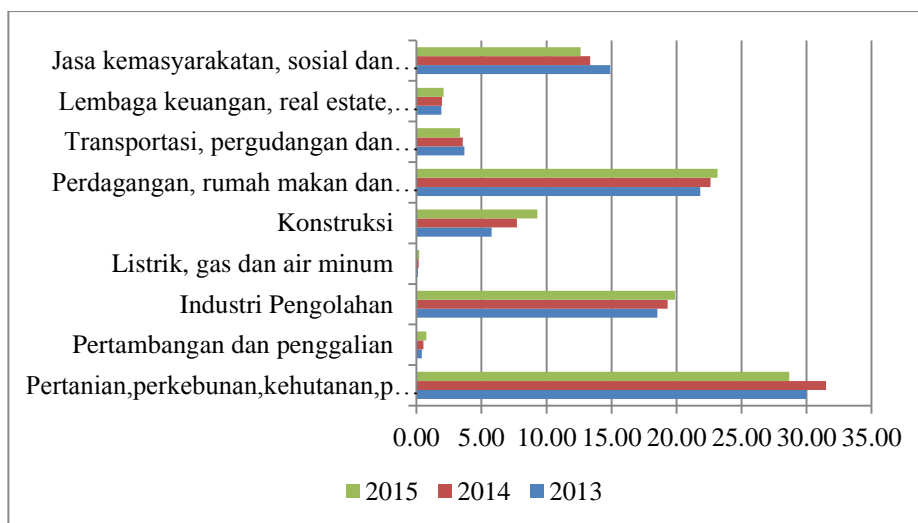
Gambar 4.5. Persentase penduduk umur 15 tahun ke atas di Jawa Tengah berdasarkan status pekerjaan utama menurut tahun: 2013 (a), 2014 (b) dan 2015 (c).

Jika dilihat menurut jenis kelamin seperti pada Gambar 4.6. , persentase penduduk perempuan di Jawa Tengah yang bekerja relatif cukup besar yaitu selalu berada diatas 40 persen. Sementara dari sisi lapangan pekerjaan utama penduduk 15 tahun ke atas di Jawa Tengah yang bekerja seperti pada Gambar 4.7, jenis lapangan pekerjaan utama penduduk umur 15 tahun ke atas yang bekerja didominasi oleh sektor pertanian, perkebunan, kehutanan, perburuan dan

perikanan, diikuti oleh sektor perdagangan, rumah makan dan akomodasi dan sektor industri pengolahan.



Gambar 4.6. Persentase penduduk umur 15 tahun ke atas di Jawa Tengah yang bekerja menurut jenis kelamin.



Gambar 4.7. Persentase penduduk umur 15 tahun ke atas di Jawa Tengah yang bekerja menurut lapangan pekerjaan utama.

Secara keseluruhan dapat disimpulkan bahwa penduduk umur 15 tahun ke atas di Jawa Tengah yang termasuk dalam kategori bekerja dimungkinkan mempunyai pengaruh positif terhadap kemiskinan, karena penduduk yang bekerja didominasi oleh penduduk dengan status buruh/karyawan/pegawai, dengan persentase pekerja perempuan yang cukup tinggi dan jenis lapangan usaha utama terbanyak pada sektor pertanian, perkebunan, kehutanan, perburuan dan

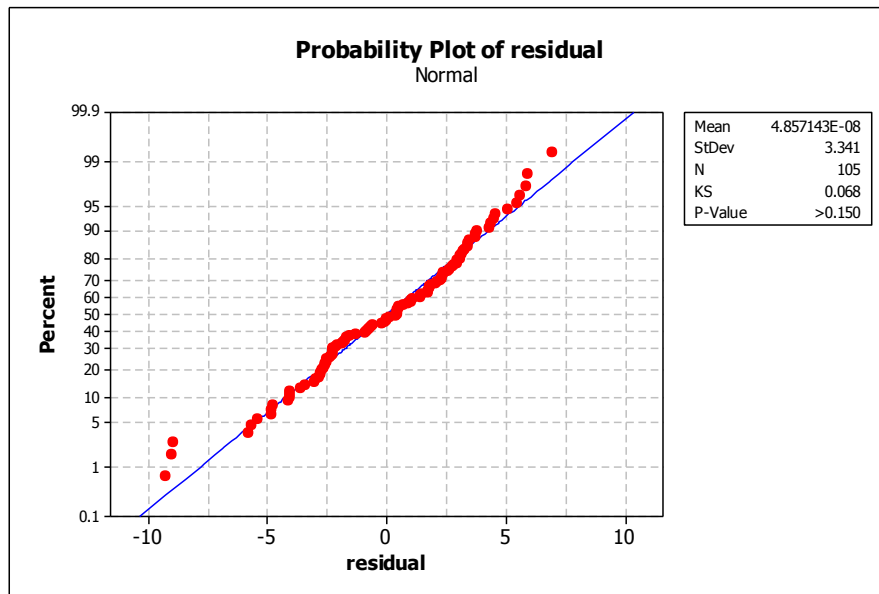
perikanan. Selain itu, persentase penduduk yang bekerja sebagai pekerja tidak dibayar juga cukup besar. Sehingga secara umum kemungkinannya adalah meskipun penduduk tersebut bekerja tetapi belum cukup untuk memenuhi kebutuhan hidupnya.

Beberapa kriteria dapat digunakan untuk mengetahui kebaikan suatu model. Diantaranya adalah koefisien determinasi dan *Root Mean Square Error* (RMSE). Berdasarkan hasil penghitungan, koefisien determinasi yang dihasilkan dari model FEM dengan *within estimator* pada penelitian ini adalah sebesar 57,19 persen, artinya kemampuan model dalam menjelaskan variabilitas data persentase penduduk miskin di Jawa Tengah adalah sebesar 57,19 persen, sedangkan sisanya dijelaskan oleh variabel lain yang tidak dimasukkan ke dalam model. Nilai RMSE dari model yang dihasilkan adalah sebesar 0,3417.

Setelah terbentuk model FEM, dilanjutkan dengan uji asumsi regresi klasik untuk menjaga akurasi dari pemodelan yang terbentuk. Beberapa asumsi yang diperlukan dalam model regresi adalah tidak terjadi multikolinearitas, varians homogen (identik), tidak terjadi autokorelasi (independen) dan residual mengikuti distribusi normal.

Hasil pemodelan FEM dengan *within estimator* menunjukkan bahwa asumsi non-multikolinearitas telah terpenuhi, berdasarkan deteksi awal saat mengetahui ada atau tidaknya multikolinearitas dengan melihat kesesuaian tanda antara koefisien hasil regresi dan koefisien korelasi. Pada model yang terbentuk, terlihat bahwa tanda koefisien hasil regresi (dapat dilihat pada Tabel 4.4) dan koefisien korelasi (dapat dilihat pada Tabel 4.3) adalah sama, sehingga tidak terdapat kemungkinan terjadi multikolinearitas. Selain itu, juga dapat dilihat dari nilai *Variance Inflation Factors* (VIF). Apabila nilai VIF lebih besar dari 10 menunjukkan adanya kolinearitas antar variabel prediktor. Berdasarkan hasil penghitungan yang disajikan pada Lampiran 10, menunjukkan bahwa nilai VIF masih dibawah 10 sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak terjadi multikolinearitas pada model yang dihasilkan.

Pendeteksian kenormalan residual dapat dilakukan dengan melihat plot residual dan uji kenormalan residual. Salah satu uji kenormalan residual adalah Kolmogorov-Smirnov, seperti pada Gambar 4.8.



Gambar 4.8. Plot residual regresi panel FEM dengan *Within Estimator*.

Gambar 4.8 memperlihatkan bahwa residual hasil regresi telah mengikuti distribusi normal. Demikian halnya dari pengujian Kolmogorov-Smirnov yang memberikan nilai $p\text{-value} > 0,05$. Sehingga keputusannya adalah gagal untuk menolak hipotesis nol pada tingkat signifikansi 5%, artinya residual yang dihasilkan mengikuti distribusi normal.

Uji asumsi autokorelasi adalah untuk mengetahui apakah terdapat korelasi antara anggota serangkaian observasi yang diurutkan menurut waktu atau ruang. Pengujian autokorelasi dalam data panel dapat dilakukan dengan uji *Wooldridge*, selengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 10. Hasil pengujian menghasilkan nilai $(\text{Prob} > F) > 0,05$. Sehingga memberikan keputusan bahwa gagal untuk menolak H_0 pada tingkat signifikansi 5%. Hal ini berarti tidak terjadi autokorelasi pada model yang dihasilkan.

Uji heteroskedastisitas dilakukan untuk mengetahui apakah dalam sebuah model regresi terjadi ketidaksamaan varians dari *error* satu pengamatan ke pengamatan lainnya. Dalam regresi panel, salah satu uji statistik yang dapat digunakan adalah uji Modified Wald seperti yang terdapat pada Lampiran 10. Hasil pengujian menunjukkan bahwa nilai $(\text{Prob} > \chi^2) < 0,05$, sehingga menolak

H_0 pada tingkat signifikansi 5%. Artinya terjadi heteroskedastisitas pada model regresi panel yang dihasilkan.

Dengan tidak terpenuhinya asumsi homoskedastisitas ini, menjadi indikasi bahwa memang terdapat keragaman varians antar pengamatan (tidak identik). Permasalahan inilah yang ingin diatasi dengan membuat pemodelan secara lokal yang mempertimbangkan adanya aspek spasial yaitu keragaman antar lokasi pengamatan. Dalam hal ini adalah dengan memadukan antara model regresi panel FEM *within estimator* yang dihasilkan dan model GWR.

Aspek spasial terdiri dari *spatial autocorrelation* dan *spatial heterogeneity*. Pada penelitian ini, difokuskan terhadap *spatial heterogeneity* karena ingin menangkap keragaman karakteristik antar lokasi pengamatan.

Sebelum melakukan estimasi model GWPR, terlebih dahulu dilakukan transformasi data (*demeaning*) sesuai dengan konsep *within estimator*, yaitu mentransformasi variabel-variabel penelitian dengan mengurangkan terhadap rata-rata *time series* yang bersesuaian. Nilai hasil transformasi (data terkoreksi) dapat dilihat selengkapnya pada Lampiran 11.

Berdasarkan data yang terkoreksi (*demeaned*), dilakukan pengujian aspek spasial heterogenitasnya dengan uji Breusch-Pagan seperti yang terdapat pada Lampiran 12. Hasil pengujian menunjukkan bahwa Prob > chi2 sebesar 0,0582, artinya minimal terdapat satu varians yang tidak sama diantara lokasi pengamatan, sehingga terdapat keberagaman dalam hubungan kewilayahan pada tingkat signifikansi 10%.

Estimasi model GWPR diawali dengan penentuan *bandwidth* yang optimum. Proses untuk mendapatkan *bandwidth* yang meminimumkan *Cross Validation* (CV) dilakukan melalui teknik *Golden Section Search*. Metode ini digunakan untuk menghitung *bandwidth* dari masing-masing fungsi pembobot yang digunakan, yaitu *Gaussian*, *Bisquare*, *Tricube* dan *Adaptive Bisquare*. Dalam penghitungan matriks pembobot ini diperlukan data jarak antar lokasi pengamatan (d_{ij}) yang dihitung dengan menggunakan jarak *Euclidean*. Selengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 2.

Dari hasil pengolahan, diperoleh fungsi kernel yang menghasilkan *bandwidth* optimum yaitu fungsi pembobot *Adaptive Bisquare* karena

menghasilkan nilai CV yang paling minimum diantara fungsi kernel yang lainnya, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5. *Bandwidth* yang optimum dan nilai CV

Fungsi Pembobot Kernel	<i>Bandwidth</i>	Nilai CV
<i>Gaussian</i>	0,84362	8,5634
<i>Bisquare</i>	2,03260	8,5138
<i>Tricube</i>	2,08220	8,5023
<i>Adaptive Bisquare</i>	(berbeda setiap lokasi)	5,2734

Nilai *bandwidth* pada fungsi pembobot Adaptive Bisquare berbeda-beda pada setiap lokasi. Seperti yang disajikan pada Tabel 4.6. Berdasarkan nilai *bandwidth* yang optimum dan fungsi pembobot kernel yang terbaik, maka dapat ditentukan matriks pembobot spasial. Pada pemodelan GWPR, matriks pembobot setiap tahunnya adalah sama, sehingga nilainya berulang untuk setiap periode tahun. Matriks pembobot yang dihasilkan, selanjutnya digunakan untuk menduga nilai parameter pada GWPR. Nilai parameter dalam pemodelan GWPR akan berbeda pada setiap lokasi. Hasil pendugaan parameter (koefisien) dalam pemodelan GWPR selengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 14.

Tabel 4.6. Nilai *bandwidth* pada setiap lokasi pengamatan

Kab/kota	<i>Bandwidth</i>	Kab/kota	<i>bandwidth</i>
Cilacap	0.761476	Kudus	2.546742
Banyumas	2.298410	Jepara	0.606768
Purbalingga	2.546742	Demak	2.546742
Banjarnegara	0.000001	Semarang	0.000001
Kebumen	2.148530	Temanggung	1.566327
Purworejo	2.546742	Kendal	2.546742
Wonosobo	1.134191	Batang	0.906275
Magelang	1.611562	Pekalongan	2.546742
Boyolali	2.546742	Pemalang	1.492759
Klaten	0.963362	Tegal	0.629813
Sukoharjo	2.546742	Brebes	2.546742
Wonogiri	0.684976	Kota Magelang	1.697828
Karanganyar	0.797052	Kota Surakarta	1.292502
Sragen	0.331383	Kota Salatiga	2.546742
Grobogan	2.022274	Kota Semarang	0.000001
Blora	1.100217	Kota Pekalongan	0.506009
Rembang	0.510313	Kota Tegal	2.546742
Pati	2.546742		

Uji hipotesis yang pertama dilakukan adalah pengujian model secara serentak untuk menguji kesesuaian (*goodness of fit*) dari model GWPR. Tabel 4.7 menyajikan hasil pengujian model serentak yang menunjukkan bahwa nilai F^* relatif kecil yaitu sebesar 0,5547. Nilai $F^* < F$ tabel, artinya tolak H_0 pada tingkat signifikansi 5%, sehingga dapat dikatakan bahwa model GWPR mempunyai *goodness of fit* yang lebih baik dari model regresi global.

Tabel 4.7. Analisis varians

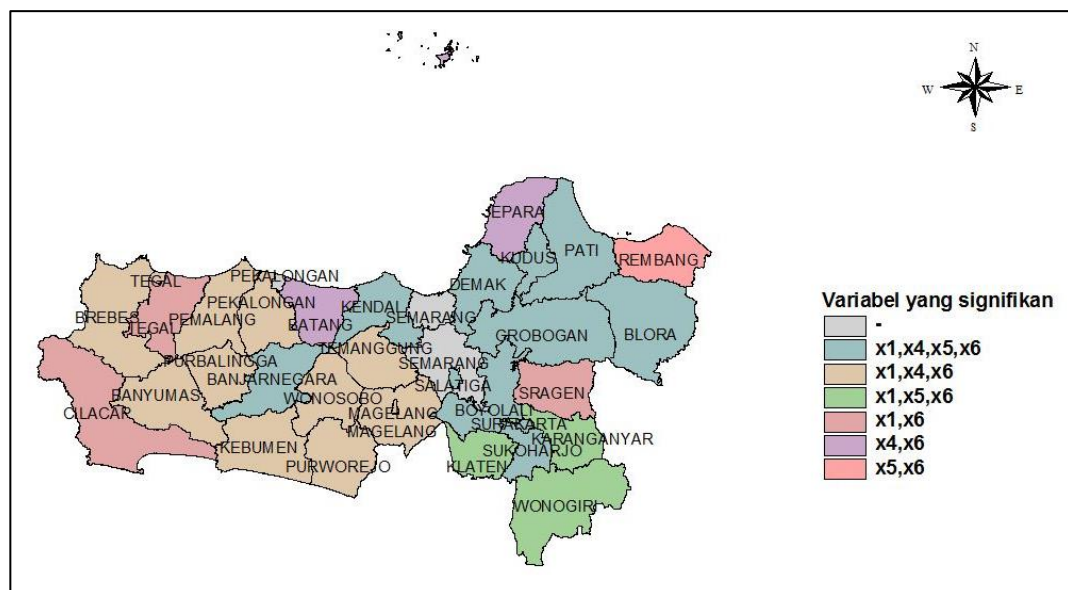
Model	SS	df	MS	F^*	P -value
GWPR <i>error</i>	3,4419	77	0,0447	0,5547	0,0037
Global <i>error</i>	7,978	99	0,0806		

Pengujian parameter model GWPR secara parsial dilakukan untuk mengetahui variabel-variabel prediktor yang mempengaruhi persentase penduduk miskin secara signifikan pada setiap lokasi (kabupaten/kota) di Jawa Tengah. Nilai statistik uji t dan standar *error* serta p -value dari setiap variabel pada masing-masing lokasi dan waktu dapat dilihat pada Lampiran 14, Lampiran 15, dan Lampiran 16.

Model GWPR yang dihasilkan pada masing-masing lokasi pengamatan akan berbeda-beda bergantung pada nilai koefisien regresi GWPR dan variabel prediktor yang signifikan mempengaruhi variabel respon. Nilai koefisien yang berbeda-beda terjadi karena setiap lokasi pengamatan mempunyai penimbang yang berbeda-beda tergantung dari jarak dan nilai *bandwidth* yang dihasilkan. Keberagaman nilai koefisien regresi ini merupakan salah satu bentuk ketidakstabilan struktural (*structural instability*) yang menggambarkan adanya keheterogenan wilayah.

Gambar 4.9 memperlihatkan bahwa variabel prediktor yang mempengaruhi persentase penduduk miskin pada setiap lokasi berbeda-beda dan cenderung mengumpul pada lokasi tertentu. Apabila dilihat dari pengelompokan kabupaten/kota di Jawa Tengah menurut variabel-variabel yang mempengaruhi persentase penduduk miskin secara signifikan, terdapat tujuh kategori pengelompokan.

Kategori satu, dimana tidak ada satu pun variabel prediktor yang signifikan mempengaruhi persentase penduduk miskin, terdiri dari Kabupaten Semarang, Kota Semarang dan Kota Pekalongan. Ketiga wilayah ini termasuk wilayah yang relatif berkembang. Kota Semarang merupakan ibukota provinsi Jawa Tengah. Infrastruktur kesehatan dan pendidikan di Kota Semarang secara umum sudah relatif lengkap, demikian halnya dengan sumber daya manusia yang terlibat didalamnya. Hal ini secara tidak langsung berdampak positif terhadap wilayah disekitarnya, termasuk Kabupaten Semarang sebagai wilayah terdekatnya. Kota Pekalongan merupakan salah satu sentra industri kerajinan batik terbesar di Indonesia. Kota Pekalongan termasuk jaringan kota kreatif UNESCO dalam kategori *craft & folk art* pada Desember 2014 dan memiliki *city branding World's city of Batik*. Infrastruktur di Kota Pekalongan juga sudah cukup berkembang. Perekonomian Kota Pekalongan cukup maju diantara kabupaten/kota lain di Jawa Tengah. Sehingga dimungkinkan variabel prediktor yang terdapat pada penelitian ini tidak mempunyai pengaruh secara nyata terhadap kemiskinan di ketiga wilayah ini.



Gambar 4.9. Pengelompokan kabupaten/kota berdasarkan variabel yang signifikan mempengaruhi persentase penduduk miskin di Jawa Tengah.

Kategori kedua, merupakan wilayah dimana semua variabel prediktor berpengaruh secara signifikan terhadap persentase penduduk miskin. Meliputi Kabupaten Pati, Kudus, Demak, Grobogan, Blora, Boyolali, Sukoharjo, Kendal, Banjarnegara, Kota Salatiga dan Kota Surakarta. Wilayah-wilayah ini terlihat mengumpul. Secara umum, karakteristik pada wilayah ini adalah mempunyai nilai AHH yang relatif sedang (± 75 tahun), rata-rata lama sekolah yang variatif (6-10 tahun), pengeluaran per kapita penduduk yang bervariasi (7-14 juta rupiah). Rasio ketergantungan penduduk pada wilayah ini juga cukup variatif namun masih dalam kategori relatif rendah (rata-rata dibawah 50).

Kategori ketiga, dimana variabel AHH (x_1), rasio ketergantungan penduduk (x_4) dan persentase penduduk usia 7-24 tahun yang tidak bersekolah (x_6) secara signifikan mempengaruhi persentase penduduk miskin pada wilayah ini. Terdiri dari Kabupaten Banyumas, Purbalingga, Kebumen, Purworejo, Magelang, Wonosobo, Temanggung, Pekalongan, Pemalang, Brebes, Kota Magelang dan Kota Tegal. Jika dilihat dari karakteristik komponen pembangunan manusia (AHH, rata-rata lama sekolah, PPP) pada wilayah ini secara umum lebih rendah jika dibandingkan dengan kategori kedua. Rasio ketergantungan penduduk pada wilayah ini juga lebih tinggi, yaitu secara rata-rata diatas angka 50.

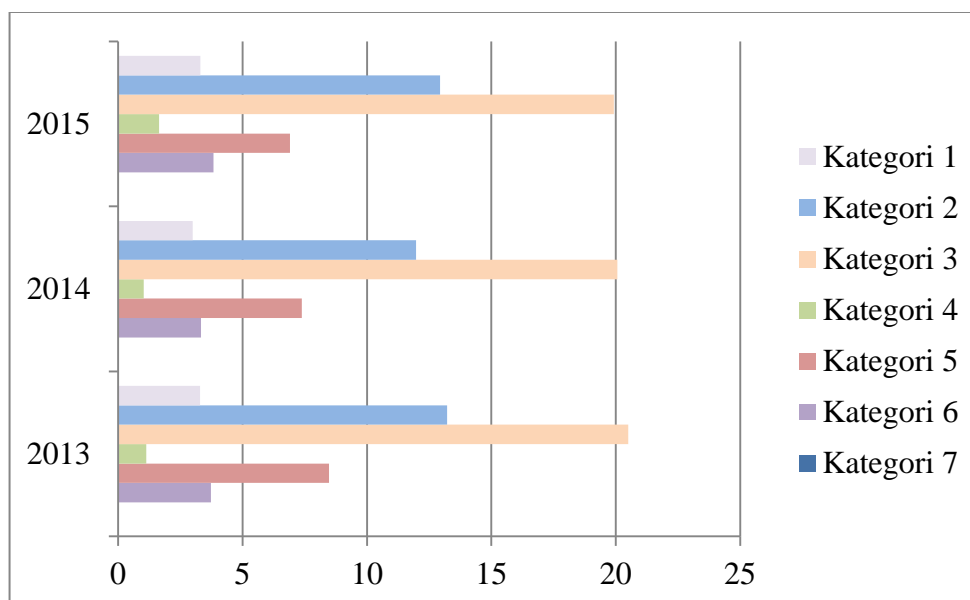
Kategori keempat, dimana persentase penduduk miskin pada wilayah ini dipengaruhi secara signifikan oleh variabel AHH (x_1), persentase penduduk lebih dari 15 tahun yang bekerja (x_5) dan persentase penduduk usia 7-24 tahun yang tidak bersekolah (x_6). Meliputi Kabupaten Klaten, Karanganyar dan Wonogiri. Ketiga wilayah ini terletak saling berdekatan dan termasuk dalam satu karesidenan Surakarta. AHH pada ketiga wilayah ini cukup tinggi yaitu berada pada kisaran 75-76 tahun. Tingkat pengangguran terbuka pada ketiga wilayah ini relatif rendah yaitu sekitar 2-3 persen. Dari segi pendidikan, rata-rata lama sekolah penduduk di Kabupaten Klaten dan Karanganyar adalah 7-8 tahun, sedangkan pada Kabupaten Wonogiri hanya sekitar 6 tahun saja.

Kategori kelima, dimana persentase penduduk miskin dipengaruhi secara signifikan oleh variabel AHH (x_1) dan persentase penduduk usia 7-24 tahun yang tidak bersekolah (x_6). Yaitu terdapat pada Kabupaten Cilacap, Tegal dan Sragen. Permasalahan umum yang terdapat di wilayah ini adalah tentang pendidikan,

ketenagakerjaan dan infrastruktur yang masih kurang. Rata-rata tingkat pendidikan penduduk di Kabupaten Cilacap baru mencapai jenjang tamat Sekolah Dasar, demikian halnya pada Kabupaten Tegal dan Sragen. AHH penduduk di Kabupaten Cilacap sekitar 72-73 tahun. Sedangkan di Kabupaten Tegal sekitar 70 tahun dan di Kabupaten Sragen berada pada kisaran 75 tahun.

Kategori keenam, merupakan wilayah dimana persentase penduduk miskin dipengaruhi oleh variabel rasio ketergantungan penduduk (x_4) dan persentase penduduk usia 7-24 tahun yang tidak bersekolah (x_6). Terdapat pada Kabupaten Jepara dan Batang. Menurut Rencana Pembangunan Jangka Menengah Daerah (RPJMD) Kabupaten Jepara, permasalahan pendidikan di Kabupaten Jepara antara lain masih rendahnya kualitas pendidikan, rendahnya tingkat partisipasi masyarakat dalam pendidikan, terbatasnya sarana prasarana pendidikan, rendahnya kualitas tenaga pengajar, dan tingginya angka putus sekolah. Rasio ketergantungan penduduk di Kabupaten Jepara berada pada kisaran 49-53. Sedangkan rasio ketergantungan di Kabupaten Batang relatif lebih rendah yaitu sekitar 45-48. Besarnya jumlah penduduk usia produktif perlu mendapat perhatian serius dari pemerintah, karena terkait dengan dampak yang timbul seperti makin banyaknya penduduk usia kerja yang siap bersaing di pasar kerja.

Kategori ketujuh, dimana variabel persentase penduduk lebih dari 15 tahun yang bekerja (x_5) dan persentase penduduk usia 7-24 tahun yang tidak bersekolah (x_6) berpengaruh secara signifikan terhadap persentase penduduk miskin di wilayah ini, yaitu Kabupaten Rembang. Berdasarkan Laporan Kinerja Instansi Pemerintah Kabupaten Rembang Tahun 2015, salah satu permasalahan dalam bidang pendidikan di Kabupaten Rembang adalah faktor sosial ekonomi dan tingkat pendidikan orang tua siswa yang rendah sehingga tidak bisa mempertahankan anaknya untuk bersekolah. Sedangkan pada bidang ketenagakerjaan, dilaporkan bahwa keterampilan dan keahlian pencari kerja di Kabupaten Rembang masih relatif rendah sehingga sulit bersaing di pasar kerja, produktivitas tenaga kerja juga masih relatif rendah sehingga membuat banyak kesempatan kerja lokal justru diisi tenaga kerja luar daerah. Selain itu, kurangnya semangat dan inovasi kewirausahaan para pencari kerja maupun buruh atau pengusaha kecil, sehingga perluasan kesempatan kerja belum dapat maksimal.



Gambar 4.10. Keragaman persentase penduduk miskin menurut kategori model yang terbentuk

Gambar 4.10 menunjukkan adanya keragaman pada setiap kategori yang dihasilkan dari model. Keragaman persentase penduduk miskin pada kategori 1 relatif rendah yaitu sebesar 2,99-3,29. Rata-rata persentase penduduk miskin pada kategori 1 adalah 7,15 persen. Sedangkan pada kategori 2, keragaman persentase penduduk miskinnya cukup besar yaitu antara 11,98 sampai 13,22 dengan nilai rata-rata persentase penduduk miskinnya sekitar 12,04 persen. Keragaman persentase penduduk miskin yang terbesar terdapat pada kategori 3 dengan nilai varians sebesar 19,92-20,51. Persentase penduduk miskin pada kategori 3 cenderung lebih tinggi jika dibandingkan dengan kategori lainnya. Secara rata-rata, persentase penduduk miskin pada kategori ini adalah sekitar 20,16 persen.

Persentase penduduk miskin pada kategori 4 cenderung mempunyai keragaman yang rendah yaitu dengan varians sekitar 1,02-1,63. Rata-rata persentase penduduk miskin pada kategori ini sebesar 13,76. Varians persentase penduduk miskin pada kategori 5 adalah sebesar 6,91-8,47 dengan rata-rata sebesar 13,34 persen. Sementara pada kategori 6, rata-rata persentase penduduk miskinnya adalah sebesar 10,11 dan mempunyai keragaman yang cukup rendah yaitu dengan varians sebesar 3,32-3,84. Pada kategori 7, hanya terdiri dari satu kabupaten saja dengan rata-rata persentase penduduk miskin sebesar 19,92 persen.

Model yang dihasilkan pada pemodelan GWPR berbeda pada setiap lokasi pengamatan. Misalnya seperti yang disajikan pada Tabel 4.8. Masing-masing wilayah mempunyai karakteristik yang berbeda-beda, sehingga pemodelan persentase penduduk miskin yang terbentuk juga berbeda-beda. Di Kota Magelang misalnya, ternyata persentase penduduk usia 7-24 tahun yang tidak bersekolah (x_6) tidak berpengaruh secara signifikan terhadap kemiskinan, berbeda halnya dengan Kabupaten Cilacap dan Blora. Apabila ditelusuri lebih jauh, ternyata tingkat pendidikan di Kota Magelang memang lebih tinggi jika dibandingkan dengan Kabupaten Cilacap dan Blora. Pada tahun 2015, persentase penduduk usia diatas 10 tahun yang tidak/belum pernah sekolah di Kota Magelang hanya sebesar 1,83 persen, sementara di Kabupaten Cilacap mencapai 5,95 persen dan di Kabupaten Blora jauh lebih tinggi lagi yaitu 11,72 persen.

Tabel 4.8. Pemodelan persentase penduduk miskin dengan GWPR pada tiga kabupaten/kota di Jawa Tengah

Kab/kota	Model
Kab. Cilacap	$\widehat{dy}_1 = -0,0001 - 5,0132dx_1 * -0,1040dx_4 - 0,0759dx_5 + 0,2312dx_6 *$
Kota Magelang	$\widehat{dy}_{30} = 0,0006 - 4,4581dx_1 * +3,0386dx_4 * +1,2272dx_5 + 7,7666dx_6$
Kab. Blora	$\widehat{dy}_{16} = 0,0023 - 2,4053dx_1 * +2,2251dx_4 * +5,0341dx_5 * +5,5824dx_6 *$

Keterangan : * signifikan pada $\alpha = 5\%$

Sebagai contoh lain adalah variabel persentase penduduk lebih dari 15 tahun yang bekerja (x_5), di Kabupaten Blora variabel ini berpengaruh signifikan terhadap kemiskinan, akan tetapi sebaliknya secara signifikan tidak mempengaruhi kemiskinan di Kabupaten Cilacap dan Kota Magelang. Jika dilihat dari status pekerjaannya pada tahun 2015, ternyata terdapat sebanyak 25,57 persen penduduk usia 15 tahun ke atas di Kabupaten Blora yang bekerja sebagai pekerja tidak dibayar. Sementara di Kota Magelang, persentase pekerja tidak dibayar hanya sekitar 9,71 persen.

Pada persentase penduduk miskin di Kabupaten Blora, semua variabel prediktor berpengaruh secara signifikan. Hal ini menyiratkan bahwa wilayah ini

perlu mendapat perhatian lebih dalam upaya mengurangi persentase penduduk miskin dengan benar-benar memperhatikan variabel AHH (x_1), rasio ketergantungan penduduk (x_4), persentase penduduk lebih dari 15 tahun yang bekerja (x_5) dan persentase penduduk usia 7-24 tahun yang tidak bersekolah (x_6).

Jika dilihat dari arah pada koefisien regresi setiap variabel prediktor, ternyata dimungkinkan untuk berbeda antar model yang dihasilkan. Seperti pada model yang terbentuk di Kabupaten Cilacap dan Kota Magelang, koefisien variabel rasio ketergantungan penduduk (x_4) dan persentase penduduk lebih dari 15 tahun yang bekerja (x_5) di Kabupaten Cilacap bertanda negatif, sedangkan di Kota Magelang bertanda positif. Artinya rasio ketergantungan mempunyai pengaruh negatif terhadap kemiskinan di Kabupaten Cilacap, hal ini dimungkinkan terjadi apabila meskipun termasuk usia tidak produktif, tetapi tetap mempunyai penghasilan misalnya dari uang pensiun atau transfer dari keluarga, sehingga tetap dapat mencukupi kebutuhan hidup. Demikian halnya persentase penduduk lebih dari 15 tahun yang bekerja ternyata berpengaruh positif terhadap kemiskinan di Kota Magelang, hal ini juga bisa terjadi apabila jenis pekerjaan ataupun pendapatan yang diperoleh dari pekerjaan tersebut belum cukup untuk memenuhi kebutuhan hidup.

Terkait dengan hal tersebut diatas, upaya pengentasan kemiskinan kiranya perlu dibedakan antar wilayah dengan menerapkan kebijakan yang disesuaikan dengan karakteristik yang terdapat di masing-masing wilayah, sehingga program-program pengentasan kemiskinan tersebut dapat berjalan secara efektif dan membawa *progress* yang lebih baik.

Tabel 4.9. Perbandingan model global dan GWPR

Model	R^2 (%)	RMSE
Model GWPR	78,91	0,1897
Model Global	57,19	0,3417

Untuk mengetahui model yang lebih baik antara model global dan GWPR, dapat dilihat dari nilai koefisien determinasi dan nilai *error* yang dihasilkan. Tabel 4.9. menginformasikan tentang besarnya nilai R^2 dan RMSE

yang dihasilkan dari model global dan GWPR yang dapat digunakan untuk perbandingan model.

Apabila dilakukan perbandingan model, dapat disimpulkan bahwa berdasarkan nilai R^2 dan RMSE yang dihasilkan, GWPR merupakan model yang lebih baik daripada model global dalam pemodelan persentase penduduk miskin (*demeaned*) di Jawa Tengah. Model GWPR mampu menjelaskan keragaman persentase penduduk miskin sebesar 78,91 %, sedangkan model global hanya mampu menjelaskan variasi data sebesar 57,19 %. Nilai RMSE yang dihasilkan dari model GWPR lebih kecil daripada model global yaitu sebesar 0,1897.

4.2.3 Diskusi: Permasalahan Analisis Pemodelan Kemiskinan di Jawa Tengah dengan GWPR

Berdasarkan hasil pemodelan yang terbentuk, terdapat beberapa hal yang menjadi keterbatasan dalam pemodelan GWPR. Diantaranya adalah terkait dengan jarak sebagai pembobotan untuk wilayah dengan jangkauan yang cukup luas. Dalam hal ini, wilayah kabupaten/kota sebagai unit observasi yang diwakili oleh ibukota kabupaten/kota sebagai titik pusat penelitian menjadi kurang representatif apabila jangkauan wilayahnya terlalu luas, karena jarak yang digunakan menjadi bias. Jarak menjadi lebih panjang karena wilayahnya yang terlalu luas. GWPR untuk kasus data sosial seperti kemiskinan, lebih tepat digunakan pada unit observasi dengan jangkauan wilayahnya yang lebih kecil seperti desa/kelurahan. Namun karena keterbatasan data, hal ini tidak dilakukan pada penelitian ini.

Keragaman variabel respon hanya digunakan sebagai identifikasi awal adanya keragaman karakteristik setiap wilayah. Dalam pembentukan model, nilai keragaman tidak dimasukkan dalam pembobotan, karena pembobotan hanya dilakukan dengan memperhitungkan faktor jarak. Sehingga unsur keragaman belum dapat tergambarkan dengan jelas dari pemodelan yang terbentuk. Pada dasarnya dalam GWPR, pembobotan dengan jarak dilakukan karena adanya efek spasial dimana heterogenitas dari *residual* model yang didapatkan melalui estimasi OLS pada regresi global terindikasi tidak homogen.

Keterbatasan lainnya adalah tentang pengaruh waktu yang dihilangkan, dimana dalam model ini diasumsikan *time invariant*. Hal ini berdampak pada hilangnya informasi mengenai kedinamisan perubahan data yang seharusnya bisa tertangkap seiring dengan perubahan waktu. Misalnya pengaruh kebijakan suatu program kemiskinan, program pendidikan, dan program lainnya yang dampaknya saling berkaitan antar waktu. Namun, hal itu belum dapat ditangkap karena data panel yang digunakan dalam penelitian ini pendek, dengan kata lain pembahasan dalam penelitian ini masih bersifat panel statis.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan, dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut :

1. Prosedur dalam pemodelan GWPR diawali dengan memformulasikan pemodelan GWPR yang merupakan penggabungan dari regresi panel FEM dengan *within estimator* dan GWR. Estimasi parameter pemodelan GWPR dengan metode *Weighted Least Squares*. Pengujian kesesuaian model GWPR dilakukan secara serentak dengan distribusi $F_{(1-\alpha),(\delta_1^2/\delta_2, (n-p-1))}$ dengan sedangkan pengujian parameter secara parsial dilakukan menggunakan distribusi $t_{\alpha/2,(\delta_1^2/\delta_2)}$. Dimana $\delta_1 = tr((\mathbf{I} - \mathbf{L})^T(\mathbf{I} - \mathbf{L}))$ dan $\delta_2 = tr((\mathbf{I} - \mathbf{L})^T(\mathbf{I} - \mathbf{L}))^2$ dengan \mathbf{L} sebagai matriks proyeksi.
2. Pada pemodelan persentase penduduk miskin di Jawa Tengah tahun 2013-2015:
 - a. Diperoleh bahwa fungsi pembobot kernel *Adaptive Bisquare* dapat membentuk matriks pembobot yang optimum. Pada uji kesesuaian model secara serentak, model GWPR mempunyai *goodness of fit* yang lebih baik dari model regresi global. Dengan uji parsial, dapat menghasilkan nilai statistik uji *t*, standar *error* serta *p-value* dari setiap variabel pada masing-masing lokasi pengamatan.
 - b. Setiap wilayah kabupaten/kota di Jawa Tengah mempunyai pemodelan yang berbeda-beda.
 - c. Pemodelan GWPR menghasilkan nilai R^2 sebesar 78,91 % dan RMSE sebesar 0,1897. Sedangkan pemodelan global yaitu regresi panel FEM dengan *within estimator* memberikan nilai R^2 sebesar 57,19 % dan RMSE sebesar 0,3417. Sehingga model GWPR lebih baik daripada model global.
 - d. Terdapat beberapa keterbatasan dalam pemodelan GWPR pada penelitian ini, yaitu jarak sebagai pembobotan menjadi kurang

representatif untuk jangkauan wilayah yang luas dan asumsi *time invariant* sehingga kedinamisan data tidak tertangkap karena data panel bersifat statis.

5.2 Saran

Pemodelan GWPR yang dilakukan dalam penelitian ini hanya menggunakan asumsi FEM dengan *within estimator* dan belum memasukkan efek waktu. Pada penelitian selanjutnya dapat dikembangkan metode estimasi panel yang lain yang sudah memasukkan efek waktu dengan struktur panel yang lebih panjang periode waktunya ataupun dengan metode estimasi panel lainnya seperti REM. Penelitian selanjutnya juga dapat mengembangkan pembobot spasial lainnya yang tidak hanya mempertimbangkan jarak saja.

Terkait dengan pengambilan kebijakan khususnya untuk pengentasan kemiskinan, kiranya program-program yang terkait dengan pengentasan kemiskinan perlu dibedakan antar wilayah dengan menerapkan kebijakan yang disesuaikan dengan karakteristik yang terdapat di masing-masing wilayah, sehingga program-program pengentasan kemiskinan yang dicanangkan dapat berjalan secara lebih efektif.

DAFTAR PUSTAKA

- Aisyarani, O. (2016). *Analisis faktor-faktor yang mempengaruhi status kemiskinan multidimensi rumah tangga usaha pertanian di Indonesia*, Tesis. Jakarta: Universitas Indonesia.
- Anselin, L. (1988). *Spatial Econometrics : Methods and Models*. Kluwer Academic Publisher.
- Balisacan, A. M., Pernia, E. M., & Asra, A. (2002). *Revisiting Growth and Poverty Reduction in Indonesia : What Do Subnational Data Show?* Manila: Asian Development Bank.
- Baltagi, B. (2005). *Econometric Analysis of Panel Regression*. New York: John & Wiley Ltd.
- Benson, T., Chamberlin, J., & Rhinehart, I. (2005). An investigation of the spatial determinants of the local prevalence of poverty in rural Malawi. *Food Policy*, 532-550.
- Bogale, A., Hagerdorn, K., & Korf, B. (2005). Determinants of Poverty in Rural Ethiopia. *Quarterly Journal of Internasional Agriculture* 44, No. 2 : 101-120.
- BPS. (2013-2015). *Data dan Informasi Kemiskinan Kabupaten Kota 2013, 2014, 2015*. Jakarta: BPS.
- BPS. (2013-2015). *Indikator Kesejahteraan Rakyat Jawa Tengah 2013, 2014, 2015*. Semarang: BPS Provinsi Jawa Tengah.
- BPS. (2013-2015). *Provinsi Jawa Tengah Dalam Angka 2013, 2014, 2015*. Semarang: BPS Provinsi Jawa Tengah.
- BPS. (2015). *Statistik Kesejahteraan Rakyat Jawa Tengah 2015*. Semarang: BPS Provinsi Jawa Tengah.
- Bruna, F., & Yu, D. (2013). Geographically Weighted Panel Regression. *XI Congreso Galego de Estatística e Investigación de Operacións*. A Coruna.
- Cai, R., Yu, D., & Oppenheimer, M. (2014). Estimating the Spatial Varying Responses of Corn Yields to Weather Variations using Geographically

- Weighted Panel Regression. *Journal of Agricultural and Resource Economics*, 230-252.
- Chasco, C., Garcia, I., & Vicens, J. (2007). *Modeling Spatial Variations in Household Disposable Income with Geographically Weighted Regression*. Munich Personal RePeEc Archive.
- Crandall, M., & Weber, B. (2004). Local Social and Economic Conditions, Spatial Concentration of Poverty, and Poverty Dynamics. *American Journal Agricultural Economics*, 1276-1281.
- Daniel, W. W. (1990). *Applied Nonparametric Statistics*. Boston: PWS-Kent.
- Draper, N., & Smith, H. (1992). *Analisis Regresi Terapan*. Jakarta: PT Gramedia Pustaka.
- Foster, J. E., & Thorbecke, E. (1984). A Class of Decomposable Poverty Measures. *Econometrica* 52, 761-766.
- Fotheringham, A., Brunsdon, C., & Charlton, M. (2002). *Geographically Weighted Regression : the analysis of spatially varying relationships*. West Sussex: John Wiley & Sons Ltd.
- Greene, W. (2000). *Econometric Analysis*. New Jersey: Prentice-Hall Inc.
- Gujarati, D. (2004). *Basic Econometrics*. New York: McGraw-Hill.
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2009). *Basic Econometrics*. New York: McGraw-Hill/Irwin.
- Henninger, N., & Snel, M. (2002). *Where are the Poor? Experience with the Development and Use of Poverty Maps*. Arendal: World Resources Institute and UNEP/GRID.
- Hsiao, C. (2003). *Analysis of Panel Data*. New York: Cambridge University Press.
- Huang, B., Wu, B., & Bary, M. (2010). Geographically and temporally weighted regression for modeling spatio-temporal variation in house prices. *International Journal of Geographical Information Science*, Vol.24, No.3 , 383-401.
- Kapsos, S. (2004). *Estimating growth requirement for reducing working poverty : Can the world halve working poverty by 2015?* Switzerland: ILO, Employment Strategy Department.

- Leung, Y., C.L., & Zhang, W. (2000). Statistical Tests for Spatial Non-Stationarity Based on the Geographically Weighted Regression Model. *Environment and Planning, A*. 32 9-32.
- Marmujiono, S. P. (2014). Analisis Faktor-faktor yang Mempengaruhi Tingkat Kemiskinan dan Strategi Pengentasan Kemiskinan di Kabupaten Brebes Tahun 2009-2011. *Economics Development Analysis Journal*, 159-172.
- Minot, N., Baulch, B., & Epprecht, M. (2006). *Poverty and inequality in Vietnam : spatial patterns and geographic determinants*. Washington DC: International Food Policy Research Institute.
- Park, H. (2005). *Linear Regression Models for Panel Data*. Indiana: Indiana University.
- Prasetyawan, I. F. (2011). *Penentuan matriks pembobot yang optimum pada pemodelan Geographically Weighted Regression (Studi Kasus penyusunan model kemiskinan di Jawa Tengah)*, Tesis. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Ravallion, M., & Chen, S. (1997). What Can New Survey Data Tell Us about Recent Changes in Distribution and Poverty? *World Bank Economic Review*, 11 (2) : 357-382.
- Rencher, A. C., & Schaalje, G. (2008). *Linear Models in Statistics*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Samarta, T. (2014). *Pengaruh IPM, Pertumbuhan Ekonomi, dan Pengangguran terhadap Tingkat Kemiskinan di Provinsi Kepulauan Riau Tahun 2008-2012*, Tesis. Yogyakarta: Universitas Gajah Mada.
- Singh, e. (2013). Determinants of Rural Poverty : an Empirical Study of Socio-Economic Factors in Jharkhand, India. *SSRN Electronic Journal*.
- Sugiyanto. (2008). *Analisis Data Spasial Menggunakan Metode Geographically Weighted Regression* . Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Usman. (2006). *Dampak desentralisasi fiskal terhadap distribusi pendapatan dan tingkat kemiskinan*, Tesis. Bogor: Institut Pertanian Bogor.
- Vijayakumar, S. (2013). An Empirical Study on the Nexus of Poverty, GDP Growth, Dependency Ratio and Employment in Developing Countries. *Journal of Competitiveness*, Vol. 5, Issue 2, pp.67-82.

- Wang, P. (2006). *Exploring spatial effect on housing price : the case study of the city of Calgary*. Canada: University of Calgary.
- Wijantari, N. M., & Bendesa, I. K. (2016). Kemiskinan di Provinsi Bali. *Jurnal Buletin Studi Ekonomi*, Vol. 21, No. 1, hal. 13-25.
- Wooldridge, J. M. (2002). *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. London: MIT Press.
- Worldbank. (2009). *Handbook on Poverty and Inequality*. Washington DC: The World Bank.
- Xuan, H., Li, S., & Amin, M. (2015). Statistical Inference Of Geographically and Temporally Weighted Regression Model. *Pakistan Journal of Statistics*, 307-325.
- Yu, D. (2010). Exploring Spatiotemporally Varying Regressed Relationships : The Geographically Weighted Panel Regression Analysis. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 134-139.
- Yuniarti, D. (2010). *Pemodelan persentase penduduk miskin di Jawa Timur Tahun 2004-2008 dengan Regresi Panel, Tesis*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Penelitian

i	t	y	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7
1	2013	15.24	72.75	6.43	9.07	53.65	61.93	27.52	13.71
1	2014	14.21	72.80	6.48	9.09	54.45	59.66	23.94	10.70
1	2015	14.39	73.00	6.58	9.35	52.66	57.40	27.34	15.69
2	2013	18.44	72.89	7.18	9.56	53.22	60.66	31.20	19.54
2	2014	17.45	72.92	7.31	9.58	52.88	60.82	28.82	17.12
2	2015	17.52	73.12	7.31	10.10	50.15	56.34	30.25	19.47
3	2013	20.53	72.76	6.68	8.54	55.34	69.55	35.63	17.13
3	2014	19.75	72.80	6.84	8.54	55.62	67.32	31.35	16.50
3	2015	19.70	72.81	6.85	8.94	53.35	64.75	30.16	19.26
4	2013	18.71	73.34	5.86	7.65	51.76	70.54	39.46	12.74
4	2014	17.77	73.39	5.90	7.68	52.27	72.15	38.50	15.11
4	2015	18.37	73.59	6.17	7.93	50.92	68.95	32.18	16.53
5	2013	21.32	72.61	6.39	7.73	60.22	69.07	25.94	13.00
5	2014	20.50	72.67	6.75	7.76	57.45	72.15	21.04	11.95
5	2015	20.44	72.77	7.04	8.01	57.73	67.51	21.78	15.48
6	2013	15.44	73.77	7.57	9.16	54.64	67.83	25.46	11.57
6	2014	14.41	73.83	7.63	9.19	55.39	64.95	22.75	14.20
6	2015	14.27	74.03	7.65	9.31	53.83	66.09	22.86	17.00
7	2013	22.08	70.76	5.92	9.46	52.96	65.45	35.72	17.55
7	2014	21.42	70.82	6.07	9.49	52.86	69.95	32.79	19.57
7	2015	21.45	71.02	6.11	9.74	51.15	71.41	33.28	19.63
8	2013	13.96	73.21	6.88	7.86	51.39	65.98	32.25	13.69
8	2014	12.98	73.25	7.02	7.88	50.23	66.41	31.17	12.40
8	2015	13.07	73.27	7.19	8.18	50.03	66.04	30.24	12.59
9	2013	13.27	75.58	6.61	11.49	53.63	72.11	32.51	18.21
9	2014	12.36	75.61	6.69	11.50	53.3	71.12	30.73	17.10
9	2015	12.45	75.63	7.10	11.81	51.29	73.16	28.34	17.37
10	2013	15.60	76.52	7.74	10.96	52.37	69.17	28.05	13.69
10	2014	14.56	76.54	7.92	10.97	50.79	67.11	25.42	11.84
10	2015	14.89	76.55	8.16	11.18	48.29	66.08	27.06	17.51
11	2013	9.87	77.44	8.25	10.25	47.5	64.31	29.68	9.13
11	2014	9.18	77.45	8.41	10.26	47.12	66.19	25.66	9.16
11	2015	9.26	77.46	8.50	10.42	46.81	64.13	21.18	15.72
12	2013	14.02	75.80	6.12	8.24	54.27	69.31	25.71	12.52
12	2014	13.09	75.84	6.23	8.25	53.23	69.06	20.77	10.43
12	2015	12.98	75.86	6.39	8.42	52.28	66.99	24.89	13.56
13	2013	13.58	76.70	8.38	10.29	49.32	68.73	26.30	6.88

13	2014	12.62	76.71	8.47	10.31	48.26	67.11	24.32	7.22
13	2015	12.46	77.11	8.48	10.49	49.05	68.62	28.32	10.31
14	2013	15.93	75.27	6.69	10.86	52.17	69.59	29.10	9.00
14	2014	14.87	75.31	6.85	10.88	51.36	67.13	27.30	11.06
14	2015	14.86	75.41	6.86	11.43	50.7	68.66	28.33	17.50
15	2013	14.87	74.03	6.25	9.28	52.34	68.93	30.41	14.44
15	2014	13.86	74.07	6.32	9.30	50.73	71.48	26.88	12.52
15	2015	13.68	74.27	6.33	9.46	49.89	67.38	30.46	15.51
16	2013	14.64	73.79	5.90	8.54	49.95	70.78	30.72	14.80
16	2014	13.66	73.84	6.02	8.57	50.04	65.56	30.08	16.28
16	2015	13.52	73.85	6.04	8.70	47.84	67.45	30.09	18.84
17	2013	20.97	74.16	6.70	8.99	44.61	68.85	35.12	14.04
17	2014	19.50	74.19	6.90	9.01	43.63	64.57	33.53	16.89
17	2015	19.28	74.22	6.92	9.12	45.92	63.94	31.14	21.50
18	2013	12.94	75.40	6.27	9.09	48.05	66.00	38.10	16.10
18	2014	12.06	75.43	6.35	9.11	48.69	64.51	31.53	15.38
18	2015	11.95	75.63	6.71	9.38	45.88	64.83	29.49	18.14
19	2013	8.62	76.39	7.73	10.08	43.27	67.68	36.13	19.43
19	2014	7.99	76.40	7.83	10.10	42.44	68.31	34.85	22.00
19	2015	7.73	76.41	7.84	10.20	44.05	67.46	29.11	27.52
20	2013	9.23	75.63	7.09	9.18	53.26	66.05	32.03	22.79
20	2014	8.55	75.64	7.29	9.20	49.33	64.66	31.60	24.12
20	2015	8.50	75.65	7.31	9.50	50.34	66.01	31.84	22.58
21	2013	15.72	75.16	7.22	8.98	49.27	63.75	33.21	13.32
21	2014	14.60	75.18	7.44	9.00	48.92	64.35	28.99	13.72
21	2015	14.44	75.21	7.45	9.12	48.66	64.70	29.52	26.58
22	2013	8.51	75.48	7.28	10.56	48.45	71.48	33.77	12.51
22	2014	8.05	75.50	7.31	10.59	48.06	72.04	33.91	12.49
22	2015	8.15	75.52	7.33	10.78	46.2	73.40	29.83	18.93
23	2013	12.42	75.31	6.13	8.04	49.29	73.01	34.81	8.16
23	2014	11.55	75.34	6.18	8.06	48.96	74.29	33.01	8.13
23	2015	11.76	75.35	6.52	8.37	49.39	74.34	32.11	14.55
24	2013	12.68	74.11	6.42	10.08	48.52	67.38	33.64	16.56
24	2014	11.80	74.14	6.53	10.13	47.46	66.84	31.81	19.08
24	2015	11.62	74.15	6.64	10.42	46.6	61.05	30.83	22.67
25	2013	11.96	74.38	5.88	7.97	48.95	66.24	42.77	10.83
25	2014	11.13	74.40	6.00	8.01	45.59	66.36	38.18	13.29
25	2015	11.27	74.42	6.41	8.24	46.69	64.53	34.30	14.98
26	2013	13.51	73.30	6.37	8.88	52.17	66.35	33.49	15.39
26	2014	12.57	73.33	6.53	8.94	51.99	65.32	32.49	15.07
26	2015	12.84	73.35	6.55	9.21	50.63	61.31	33.33	18.54
27	2013	19.27	72.59	5.72	6.86	57.75	62.44	33.61	8.70

27	2014	18.44	72.64	5.87	6.91	55.84	64.43	30.21	9.60
27	2015	18.30	72.77	6.04	7.18	54.16	59.18	29.46	18.13
28	2013	10.58	70.73	5.85	8.00	53.41	58.40	30.87	18.45
28	2014	9.87	70.80	5.93	8.05	54.47	58.26	27.17	17.59
28	2015	10.09	70.90	6.30	8.37	52.46	55.12	31.37	21.93
29	2013	20.82	67.81	5.68	8.73	54.7	66.28	31.65	21.60
29	2014	20.00	67.90	5.86	8.78	53.25	58.97	28.96	23.72
29	2015	19.79	68.20	5.88	8.90	50.02	58.74	35.36	22.49
30	2013	9.80	76.54	10.22	10.26	43.9	64.24	30.52	8.24
30	2014	9.14	76.57	10.27	10.34	43.66	63.43	27.72	9.26
30	2015	9.05	76.58	10.28	10.79	41.61	60.21	27.05	13.87
31	2013	11.74	76.97	10.25	12.82	39.79	67.36	29.27	7.93
31	2014	10.95	76.99	10.33	12.91	40.19	64.26	27.20	7.27
31	2015	10.89	77.00	10.36	13.60	41.46	66.95	25.47	17.35
32	2013	6.40	76.53	9.20	14.13	43.4	64.14	24.88	12.14
32	2014	5.93	76.53	9.37	14.21	40.63	62.36	24.60	13.16
32	2015	5.80	76.83	9.81	14.60	42.03	58.67	26.49	15.86
33	2013	5.25	77.18	10.06	12.71	38.91	63.71	30.35	13.69
33	2014	5.04	77.18	10.19	12.80	38.49	63.12	29.51	15.55
33	2015	4.97	77.20	10.20	13.59	38.32	63.09	24.52	14.93
34	2013	8.26	74.06	7.96	10.56	44.92	63.12	34.31	8.23
34	2014	8.02	74.09	8.12	10.22	45.66	65.57	31.98	9.85
34	2015	8.09	74.11	8.28	11.25	45.69	64.70	29.75	11.61
35	2013	8.84	74.06	8.05	11.42	46.29	64.90	30.39	14.44
35	2014	8.54	74.10	8.26	11.52	48.91	59.10	27.53	14.67
35	2015	8.26	74.12	8.27	11.75	44.77	59.92	28.80	19.35

Keterangan :

i = lokasi ($i= 1,2,...,35$) = kabupaten/kota

t = tahun ($t=2013, 2014, 2015$)

y = persentase penduduk miskin (%)

x_1 = angka harapan hidup penduduk (tahun)

x_2 = rata-rata lama sekolah penduduk (tahun)

x_3 = pendapatan perkapita penduduk yang telah disesuaikan (juta rupiah)

x_4 = rasio ketergantungan penduduk

x_5 = persentase penduduk diatas 15 tahun yang bekerja (%)

x_6 = persentase penduduk usia 7-24 tahun tetapi tidak bersekolah (%)

x_7 = persentase penduduk yang mengalami gangguan kesehatan (%)

Lampiran 2. Koordinat lokasi dan jarak *Euclidean* antar lokasi pengamatan

Kabupaten/kota	Latitude	Longitude	Jarak <i>Euclidean</i>			
			Cilacap	Banyumas	...	Kota Tegal
Cilacap	-7.72593	109.0095	0	0.37453	...	0.865263
Banyumas	-7.42329	109.2302	0.37453	0	...	0.560823
Purbalingga	-7.38829	109.3635	0.489157	0.137818	...	0.565252
Banjarnegara	-7.39486	109.6952	0.761387	0.465868	...	0.765707
Kebumen	-7.67133	109.6605	0.653216	0.496662	...	0.956739
Purworejo	-7.7144	110.0083	0.998787	0.830755	...	1.212826
Wonosobo	-7.35941	109.9044	0.967049	0.677279	...	0.909702
Magelang	-7.59254	110.2194	1.217231	1.003634	...	1.30093
Boyolali	-7.53239	110.6009	1.603116	1.375085	...	1.606293
Klaten	-7.7127	110.5922	1.582755	1.392467	...	1.681112
Sukoharjo	-7.6808	110.8362	1.827177	1.626494	...	1.882175
Wonogiri	-7.8154	110.9255	1.918058	1.740084	...	2.022488
Karanganyar	-7.59576	110.9397	1.934584	1.718238	...	1.942826
Sragen	-7.42677	111.0232	2.035801	1.793063	...	1.966175
Grobogan	-7.07983	110.9178	2.014681	1.722225	...	1.792622
Blora	-6.96788	111.4134	2.520504	2.230164	...	2.277956
Rembang	-6.70349	111.342	2.546742	2.231148	...	2.210833
Pati	-6.75246	111.04	2.251766	1.930155	...	1.906159
Kudus	-6.80625	110.8422	2.05045	1.72605	...	1.705878
Jepara	-6.59031	110.6682	2.010171	1.661854	...	1.556085
Demak	-6.89164	110.6384	1.830107	1.505255	...	1.501083
Semarang	-7.13696	110.4043	1.514043	1.208558	...	1.294625
Temanggung	-7.31502	110.1756	1.236305	0.95156	...	1.129368
Kendal	-6.92276	110.2035	1.438991	1.094505	...	1.067336
Batang	-6.90898	109.7296	1.088981	0.716886	...	0.59337
Pekalongan	-7.02874	109.5914	0.908113	0.53495	...	0.480836
Pemalang	-6.89029	109.3817	0.914754	0.55411	...	0.245007
Tegal	-6.99534	109.128	0.740123	0.439991	...	0.125523
Brebes	-6.87152	109.0367	0.854843	0.584696	...	0.100759
Kota Magelang	-7.47595	110.2176	1.233643	0.988813	...	1.238375
Kota Surakarta	-7.56631	110.8232	1.820621	1.599377	...	1.823745
Kota Salatiga	-7.32901	110.5001	1.542541	1.273455	...	1.437825
Kota Semarang	-6.9818	110.413	1.588548	1.262547	...	1.280405
Kota Pekalongan	-6.89687	109.6618	1.05491	0.68077	...	0.525029
Kota Tegal	-6.87018	109.1375	0.865263	0.560823	...	0

Lampiran 3. Nilai korelasi variabel prediktor

Correlations: AHH, RLS, PPP, rasio keterg, kerja, partisipasi , gangguan ksh				
	AHH	RLS	PPP	
RLS	0.660 0.000			
PPP	0.559 0.000	0.782 0.000		
rasio ketergantu	0.037 0.705	-0.093 0.343	-0.108 0.271	
kerja	0.258 0.008	-0.183 0.062	-0.095 0.337	
partisipasi seko	-0.248 0.011	-0.395 0.000	-0.307 0.001	
gangguan kshtn	-0.342 0.000	-0.257 0.008	-0.061 0.533	
kerja	rasio ketergantu 0.173 0.077	kerja	partisipasi seko	
partisipasi seko	0.114 0.246	0.142 0.148		
gangguan kshtn	-0.156 0.112	-0.225 0.021	0.172 0.080	
Cell Contents: Pearson correlation P-Value				
Cell Contents: Pearson correlation P-Value				

Lampiran 4. Regresi panel *Pooled / Common Effect Model* (CEM) semua variabel prediktor

reg y x1 x2 x3 x4 x5 x6 x7

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	105
Model	1135.3207	7	162.188672	F(7, 97)	=	19.20
Residual	819.520145	97	8.44866129	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.5808
				Adj R-squared	=	0.5505
Total	1954.84085	104	18.7965466	Root MSE	=	2.9067

y	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
x1	-1.063131	.2346458	-4.53	0.000	-1.528838	-.5974239
x2	.5924551	.51142	1.16	0.250	-.422572	1.607482
x3	-.4200907	.3050031	-1.38	0.172	-1.025437	.185256
x4	.3474928	.1211687	2.87	0.005	.1070065	.587979
x5	.2488171	.086301	2.88	0.005	.0775336	.4201007
x6	.0087821	.0953016	0.09	0.927	-.1803652	.1979294
x7	.0044804	.0737034	0.06	0.952	-.1418004	.1507612
_cons	58.34928	20.39686	2.86	0.005	17.86716	98.83141

Lampiran 5. Regresi panel *Fixed Effect Model* (FEM) semua variabel prediktor

```
xtreg y x1 x2 x3 x4 x5 x6 x7, fe
```

```
Fixed-effects (within) regression      Number of obs   =      105
Group variable:  lokasi                Number of groups =      35

R-sq:                                Obs per group:
    within =  0.5940                  min =          3
    between = 0.4053                  avg  =         3.0
    overall  = 0.4068                  max  =          3

corr(u_i, Xb)  =  -0.2424              F(   7, 63)      =      13.17
                                          Prob > F        =      0.0000
```

y	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
x1	-1.681376	.6214884	-2.71	0.009	-2.923322	-.4394311
x2	-.4173497	.4331135	-0.96	0.339	-1.282858	.4481587
x3	.4757364	.2784185	1.71	0.092	-.0806385	1.032111
x4	.0700222	.0406197	1.72	0.090	-.0111497	.1511942
x5	.0403941	.0231713	1.74	0.086	-.0059101	.0866983
x6	.0972455	.0217005	4.48	0.000	.0538806	.1406104
x7	-.0146461	.0182609	-0.80	0.426	-.0511376	.0218455
_cons	128.0205	45.36484	2.82	0.006	37.36614	218.675
sigma_u	3.4646214					
sigma_e	.34058195					
rho	.99042905	(fraction of variance due to u_i)				

```
F test that all u_i=0: F( 34, 63) = 205.94                      Prob > F = 0.0000
```

Lampiran 6. Regresi panel *Pooled/ Common Effect Model* (CEM) dengan variabel prediktor x_1 , x_4 , x_5 dan x_6 .

```
. reg y x1 x4 x5 x6
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	105
Model	1114.75436	4	278.688591	F(4, 100)	=	33.17
Residual	840.086482	100	8.40086482	Prob > F	=	0.0000
				R-squared	=	0.5703
				Adj R-squared	=	0.5531
Total	1954.84085	104	18.7965466	Root MSE	=	2.8984

y	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
x1	-.9978191	.2175588	-4.59	0.000	-1.42945	-.5661886
x4	.3505389	.0900119	3.89	0.000	.1719579	.5291199
x5	.2225799	.0818333	2.72	0.008	.060225	.3849348
x6	.0004915	.0801615	0.01	0.995	-.1585466	.1595296
_cons	55.58691	18.59459	2.99	0.004	18.69578	92.47805

Lampiran 7. Regresi panel *Fixed Effect Model* (FEM) dengan variabel prediktor x_1 , x_4 , x_5 dan x_6 .

```
. xtreg y x1 x4 x5 x6, fe
```

```
Fixed-effects (within) regression
Group variable: lokasi
```

```
Number of obs      =      105
Number of groups   =       35
```

```
R-sq:
```

```
within = 0.5719
between = 0.4374
overall = 0.4384
```

```
Obs per group:
```

```
min = 3
avg = 3.0
max = 3
```

```
corr(u_i, Xb) = -0.2344
```

```
F( 4, 66) = 22.05
Prob > F = 0.0000
```

y	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
x1	-1.659564	.5449324	-3.05	0.003	-2.747557	-.5715714
x4	.07297	.0386228	1.89	0.063	-.0041429	.1500828
x5	.041	.0223479	1.83	0.071	-.003619	.085619
x6	.1013652	.0174456	5.81	0.000	.066534	.1361965
_cons	127.4701	41.82103	3.05	0.003	43.97171	210.9684
sigma_u	3.3628455					
sigma_e	.34167987					
rho	.98978203	(fraction of variance due to u_i)				

F test that all u_i=0: F(34, 66) = 209.70

Prob > F = 0.0000

* ($\alpha=0,05$)

x_1 = angka harapan hidup penduduk

x_6 = persentase penduduk usia 7-24 tahun tetapi tidak bersekolah

** ($\alpha=0,10$)

x_4 = rasio ketergantungan penduduk

x_5 = persentase penduduk diatas 15 tahun yang bekerja

```
. quietly xtreg y x1 x4 x5 x6, fe
. estimates store modelfem
. estimates table modelfem, b se p stats (r2_w rmse)
```

Variable	modelfem
x1	-1.659564 .54493236 0.0033
x4	.07296998 .03862277 0.0632
x5	.04099997 .0223479 0.0711
x6	.10136523 .01744559 0.0000
_cons	127.47008 41.821025 0.0033
r2_w	.57193282
rmse	.34167987

legend: b/se/p

Lampiran 8. Uji Chow

```
. xtreg y x1 x4 x5 x6, fe
```

```
Fixed-effects (within) regression
Group variable: lokasi
```

```
Number of obs      =      105
Number of groups   =      35
```

```
R-sq:
```

```
within  =  0.5719
between =  0.4374
overall  =  0.4384
```

```
Obs per group:
```

```
min = 3
avg  = 3.0
max  = 3
```

```
corr(u_i, Xb) = -0.2344
```

```
F( 4, 66) = 22.05
Prob > F = 0.0000
```

y	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
x1	-1.659564	.5449324	-3.05	0.003	-2.747557	-.5715714
x4	.07297	.0386228	1.89	0.063	-.0041429	.1500828
x5	.041	.0223479	1.83	0.071	-.003619	.085619
x6	.1013652	.0174456	5.81	0.000	.066534	.1361965
_cons	127.4701	41.82103	3.05	0.003	43.97171	210.9684
sigma_u	3.3628455					
sigma_e	.34167987					
rho	.98978203	(fraction of variance due to u_i)				

```
F test that all u_i=0: F( 34, 66) = 209.70
```

```
Prob > F = 0.0000
```

Uji Chow untuk memilih model estimasi yang lebih baik antara CEM dan FEM

H_0 : *Common Effect Models* (CEM)

H_1 : *Fixed Effect Models* (FEM)

Nilai (Prob>F) < 0,05 maka kesimpulannya menolak H_0 yang artinya pilihan model estimasi yang lebih baik adalah FEM.

Lampiran 9. Uji *Hausman*

```
. quietly xtreg      y x1 x4 x5 x6, fe
. estimates store fe
. quietly xtreg      y x1 x4 x5 x6, re
. estimates store re
. hausman fe re
```

—— Coefficients ——				
	(b) fe	(B) re	(b-B) Difference	sqrt(diag(V_b-V_B)) S.E.
x1	-1.659564	-1.238941	-.420623	.4871702
x4	.07297	.1032566	-.0302866	.0118087
x5	.041	.0487819	-.007782	.0053775
x6	.1013652	.09751	.0038552	.

```

b = consistent under Ho and Ha; obtained from xtreg
B = inconsistent under Ha, efficient under Ho; obtained from xtreg

Test: Ho: difference in coefficients not systematic

      chi2( 4) = (b-B)'[(V_b-V_B)^(-1)](b-B)
              = 38.73
      Prob>chi2 = 0.0000
      (V_b-V_B is not positive definite)
```

Uji Hausman untuk memilih model estimasi yang lebih baik antara REM dan FEM

H_0 : *Random Effect Models* (REM)

H_1 : *Fixed Effect Models* (FEM)

Nilai (Prob>chi2) < 0,05 maka kesimpulannya menolak H_0 yang artinya pilihan model estimasi yang lebih baik adalah FEM.

Lampiran 10. Pengujian Asumsi Regresi

1. Tidak terjadi multikolinearitas

- Tanda korelasi sama dengan tanda koefisien regresi
- Nilai Vif < 10

```
. vif
```

Variable	VIF	1/VIF
x1	2.40	0.416712
x4	2.08	0.479629
x5	1.40	0.715778
x6	1.32	0.760379
Mean VIF	1.80	

2. Tidak terjadi Autokorelasi

```
. xtserial y x1 x4 x5 x6
```

Wooldridge test for autocorrelation in panel data

H0: no first-order autocorrelation

F(1, 34) = 0.378

Prob > F = 0.5428

Nilai(Prob > F) > 0.05 sehingga gagal untuk menolak Ho, artinya tidak terjadi autokorelasi.

3. Residual Normal

```
. sktest resid
```

Skewness/Kurtosis tests for Normality					
Variable	Obs	Pr(Skewness)	Pr(Kurtosis)	adj chi2(2)	joint Prob>chi2
resid	105	0.0893	0.8466	3.00	0.2231

```
. swilk resid
```

Shapiro-Wilk W test for normal data					
Variable	Obs	W	V	z	Prob>z
resid	105	0.97793	1.898	1.426	0.07699

```
. sfrancia resid
```

Shapiro-Francia W' test for normal data					
Variable	Obs	W'	V'	z	Prob>z
resid	105	0.97948	1.944	1.318	0.09370

Nilai(Prob > F) > 0.05 sehingga gagal untuk menolak Ho, artinya residual mengikuti distribusi normal.

4. Terjadi Heteroskedastisitas

```
. xttest3
```

```
Modified Wald test for groupwise heteroskedasticity
in fixed effect regression model
```

```
H0: sigma(i)^2 = sigma^2 for all i
```

```
chi2 (35) = 6592.55
Prob>chi2 = 0.0000
```

Nilai(Prob > F) < 0.05 sehingga tolak Ho, artinya varians dari error tidak sama untuk setiap pengamatan atau terjadi heteroskedastisitas.

Lampiran 11. Transformasi Data (*demeaning*) dengan *Within Estimator*

Lokasi	Tahun	dy	dx ₁	dx ₄	dx ₅	dx ₆
1	2013	0.63	-0.10	0.06	2.27	1.25
2	2013	0.64	-0.09	1.14	1.39	1.11
3	2013	0.54	-0.03	0.57	2.34	3.25
4	2013	0.43	-0.10	0.11	0.00	2.75
5	2013	0.57	-0.07	1.75	-0.51	3.02
6	2013	0.73	-0.11	0.02	1.54	1.77
7	2013	0.43	-0.11	0.64	-3.49	1.79
8	2013	0.62	-0.03	0.84	-0.17	1.03
9	2013	0.58	-0.03	0.89	-0.02	1.98
10	2013	0.58	-0.02	1.89	1.71	1.21
11	2013	0.43	-0.01	0.36	-0.57	4.17
12	2013	0.66	-0.03	1.01	0.85	1.92
13	2013	0.69	-0.14	0.44	0.58	-0.01
14	2013	0.71	-0.06	0.76	1.13	0.86
15	2013	0.73	-0.09	1.35	-0.34	1.16
16	2013	0.70	-0.04	0.67	2.85	0.42
17	2013	1.05	-0.03	-0.11	3.06	1.86
18	2013	0.62	-0.09	0.51	0.88	5.06
19	2013	0.51	-0.01	0.02	-0.13	2.77
20	2013	0.47	-0.01	2.28	0.48	0.21
21	2013	0.80	-0.02	0.32	-0.52	2.64
22	2013	0.27	-0.02	0.88	-0.83	1.27
23	2013	0.51	-0.02	0.08	-0.87	1.50
24	2013	0.65	-0.02	0.99	2.29	1.55
25	2013	0.51	-0.02	1.87	0.53	4.35
26	2013	0.54	-0.03	0.57	2.02	0.39
27	2013	0.54	-0.08	1.83	0.42	2.52
28	2013	0.40	-0.08	-0.04	1.14	1.07
29	2013	0.62	-0.16	2.04	4.95	-0.34
30	2013	0.47	-0.02	0.84	1.61	2.09
31	2013	0.55	-0.02	-0.69	1.17	1.96
32	2013	0.36	-0.10	1.38	2.42	-0.44
33	2013	0.16	-0.01	0.34	0.40	2.22
34	2013	0.14	-0.03	-0.5	-1.34	2.30
35	2013	0.29	-0.03	-0.37	3.59	1.48
1	2014	-0.40	-0.05	0.86	0.00	-2.33
2	2014	-0.35	-0.06	0.8	1.55	-1.27
3	2014	-0.24	0.01	0.85	0.11	-1.03
4	2014	-0.51	-0.05	0.62	1.60	1.79

5	2014	-0.25	-0.01	-1.02	2.57	-1.88
6	2014	-0.30	-0.05	0.77	-1.34	-0.94
7	2014	-0.23	-0.05	0.54	1.02	-1.14
8	2014	-0.36	0.01	-0.32	0.27	-0.05
9	2014	-0.33	0.00	0.56	-1.01	0.20
10	2014	-0.46	0.00	0.31	-0.34	-1.42
11	2014	-0.26	0.00	-0.02	1.31	0.15
12	2014	-0.27	0.01	-0.03	0.60	-3.02
13	2014	-0.27	-0.13	-0.62	-1.04	-1.99
14	2014	-0.35	-0.02	-0.05	-1.33	-0.94
15	2014	-0.28	-0.05	-0.26	2.22	-2.37
16	2014	-0.28	0.01	0.76	-2.37	-0.22
17	2014	-0.42	0.00	-1.09	-1.22	0.27
18	2014	-0.26	-0.06	1.15	-0.60	-1.51
19	2014	-0.12	0.00	-0.81	0.49	1.49
20	2014	-0.21	0.00	-1.65	-0.91	-0.22
21	2014	-0.32	0.00	-0.03	0.08	-1.58
22	2014	-0.19	0.00	0.49	-0.27	1.41
23	2014	-0.36	0.01	-0.25	0.41	-0.30
24	2014	-0.23	0.01	-0.07	1.75	-0.28
25	2014	-0.32	0.00	-1.49	0.65	-0.24
26	2014	-0.40	0.00	0.39	1.00	-0.61
27	2014	-0.40	-0.03	-0.08	2.41	-0.88
28	2014	-0.31	-0.01	1.02	1.00	-2.63
29	2014	-0.20	-0.07	0.59	-2.36	-3.03
30	2014	-0.19	0.01	0.6	0.80	-0.71
31	2014	-0.24	0.00	-0.29	-1.93	-0.11
32	2014	-0.11	-0.10	-1.39	0.64	-0.72
33	2014	-0.05	-0.01	-0.08	-0.19	1.38
34	2014	-0.10	0.00	0.24	1.10	-0.03
35	2014	-0.01	0.01	2.25	-2.21	-1.38
1	2015	-0.22	0.15	-0.93	-2.27	1.07
2	2015	-0.28	0.14	-1.93	-2.94	0.16
3	2015	-0.29	0.02	-1.42	-2.45	-2.22
4	2015	0.09	0.15	-0.73	-1.60	-4.53
5	2015	-0.31	0.09	-0.74	-2.06	-1.14
6	2015	-0.44	0.15	-0.79	-0.20	-0.83
7	2015	-0.20	0.15	-1.17	2.47	-0.65
8	2015	-0.27	0.03	-0.52	-0.10	-0.98
9	2015	-0.24	0.02	-1.45	1.03	-2.19
10	2015	-0.13	0.01	-2.19	-1.37	0.22
11	2015	-0.18	0.01	-0.33	-0.75	-4.33

12	2015	-0.38	0.03	-0.98	-1.46	1.10
13	2015	-0.43	0.27	0.17	0.46	2.01
14	2015	-0.36	0.08	-0.71	0.20	0.09
15	2015	-0.46	0.15	-1.1	-1.88	1.21
16	2015	-0.42	0.02	-1.44	-0.48	-0.21
17	2015	-0.64	0.03	1.2	-1.85	-2.12
18	2015	-0.37	0.14	-1.66	-0.28	-3.55
19	2015	-0.38	0.01	0.8	-0.35	-4.25
20	2015	-0.26	0.01	-0.64	0.44	0.02
21	2015	-0.48	0.03	-0.29	0.43	-1.05
22	2015	-0.09	0.02	-1.37	1.09	-2.67
23	2015	-0.15	0.02	0.18	0.46	-1.20
24	2015	-0.41	0.02	-0.93	-4.04	-1.26
25	2015	-0.18	0.02	-0.39	-1.18	-4.12
26	2015	-0.13	0.02	-0.97	-3.02	0.23
27	2015	-0.13	0.10	-1.76	-2.83	-1.63
28	2015	-0.09	0.09	-0.99	-2.14	1.57
29	2015	-0.41	0.23	-2.64	-2.59	3.37
30	2015	-0.28	0.02	-1.45	-2.42	-1.38
31	2015	-0.30	0.01	0.98	0.76	-1.84
32	2015	-0.24	0.20	0.01	-3.05	1.17
33	2015	-0.12	0.01	-0.25	-0.22	-3.61
34	2015	-0.03	0.02	0.27	0.24	-2.26
35	2015	-0.29	0.03	-1.89	-1.39	-0.11

Lampiran 12. Uji *Spatial Heterogeneity*

```
.estat hettest residual
```

```
Breusch-Pagan / Cook-Weisberg test for heteroskedasticity  
Ho: Constant variance  
Variables: residual
```

```
chi2( 1)          3.59  
Prob > chi2       0.0582
```

Nilai(Prob > F) < 0.10 sehingga tolak H_0 , artinya varians dari error tidak sama untuk setiap pengamatan atau terjadi keragaman pada tingkat signifikansi 10 %.

Lampiran 13. Estimasi parameter model GWPR dengan fungsi *Adaptive Bisquare*

Kab/kota	i	t	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_4$	$\hat{\beta}_5$	$\hat{\beta}_6$
Cilacap	1	2013	-0.0001	-5.0132	-0.1040	-0.0759	0.2312
Banyumas	2	2013	0.0001	-1.5040	0.0704	0.0113	0.0918
Purbalingga	3	2013	0.0000	-1.5471	0.0728	0.0151	0.0937
Banjarnegara	4	2013	0.0000	-0.0100	-0.1446	-0.4427	0.1600
Kebumen	5	2013	0.0000	-1.5585	0.0721	0.0135	0.0939
Purworejo	6	2013	0.0000	-1.6416	0.0739	0.0249	0.0974
Wonosobo	7	2013	0.0000	-1.0339	0.0848	0.0002	0.0819
Magelang	8	2013	0.0000	-1.6638	0.0839	0.0179	0.0930
Boyolali	9	2013	0.0000	-1.7181	0.0768	0.0393	0.0998
Klaten	10	2013	0.0000	-2.4104	0.0753	0.0617	0.1239
Sukoharjo	11	2013	0.0000	-1.7838	0.0780	0.0463	0.1011
Wonogiri	12	2013	0.0000	-2.8901	0.0702	0.1322	0.1080
Karanganyar	13	2013	0.0000	-2.6245	0.0990	0.0846	0.1208
Sragen	14	2013	0.0001	-3.7110	0.1646	0.1259	0.2440
Grobogan	15	2013	0.0000	-1.8396	0.0851	0.0626	0.1021
Blora	16	2013	0.0001	-1.3876	0.1139	0.1689	0.1132
Rembang	17	2013	0.0001	2.6020	0.1341	0.2628	0.1335
Pati	18	2013	0.0000	-1.7382	0.0809	0.0584	0.1016
Kudus	19	2013	0.0000	-1.6976	0.0797	0.0498	0.1004
Jepara	20	2013	0.0001	2.0827	0.2313	-0.1937	0.1598
Demak	21	2013	0.0000	-1.6657	0.0787	0.0425	0.0993
Semarang	22	2013	0.0000	-0.0197	0.3141	-0.5155	-0.3393
Temanggung	23	2013	0.0000	-1.5766	0.0875	0.0151	0.0906
Kendal	24	2013	0.0000	-1.6011	0.0776	0.0310	0.0971
Batang	25	2013	0.0001	-0.2689	0.1284	-0.0094	0.0666
Pekalongan	26	2013	0.0000	-1.5394	0.0761	0.0189	0.0941
Pemalang	27	2013	0.0001	-1.2593	0.0797	0.0074	0.0791
Tegal	28	2013	0.0001	-2.8307	0.0502	-0.0116	0.1241
Brebes	29	2013	0.0001	-1.4730	0.0751	0.0115	0.0902
Kota Magelang	30	2013	0.0000	-1.6429	0.0836	0.0196	0.0933
Kota Surakarta	31	2013	0.0000	-2.2740	0.0906	0.0642	0.1146
Kota Salatiga	32	2013	0.0000	-1.6817	0.0769	0.0371	0.0991
Kota Semarang	33	2013	-0.0005	0.0013	0.1557	0.2335	0.0074
Kota Pekalongan	34	2013	0.0002	-0.9422	0.1779	-0.0499	0.0471
Kota Tegal	35	2013	0.0001	-1.4803	0.0758	0.0125	0.0908
Cilacap	1	2014	-0.0001	-5.0132	-0.1040	-0.0759	0.2312
Banyumas	2	2014	0.0001	-1.5040	0.0704	0.0113	0.0918
Purbalingga	3	2014	0.0000	-1.5471	0.0728	0.0151	0.0937
Banjarnegara	4	2014	0.0000	-0.0100	-0.1446	-0.4427	0.1600

Kebumen	5	2014	0.0000	-1.5585	0.0721	0.0135	0.0939
Purworejo	6	2014	0.0000	-1.6416	0.0739	0.0249	0.0974
Wonosobo	7	2014	0.0000	-1.0339	0.0848	0.0002	0.0819
Magelang	8	2014	0.0000	-1.6638	0.0839	0.0179	0.0930
Boyolali	9	2014	0.0000	-1.7181	0.0768	0.0393	0.0998
Klaten	10	2014	0.0000	-2.4104	0.0753	0.0617	0.1239
Sukoharjo	11	2014	0.0000	-1.7838	0.0780	0.0463	0.1011
Wonogiri	12	2014	0.0000	-2.8901	0.0702	0.1322	0.1080
Karanganyar	13	2014	0.0000	-2.6245	0.0990	0.0846	0.1208
Sragen	14	2014	0.0001	-3.7110	0.1646	0.1259	0.2440
Grobogan	15	2014	0.0000	-1.8396	0.0851	0.0626	0.1021
Blora	16	2014	0.0001	-1.3876	0.1139	0.1689	0.1132
Rembang	17	2014	0.0001	2.6020	0.1341	0.2628	0.1335
Pati	18	2014	0.0000	-1.7382	0.0809	0.0584	0.1016
Kudus	19	2014	0.0000	-1.6976	0.0797	0.0498	0.1004
Jepara	20	2014	0.0001	2.0827	0.2313	-0.1937	0.1598
Demak	21	2014	0.0000	-1.6657	0.0787	0.0425	0.0993
Semarang	22	2014	0.0000	-0.0197	0.3141	-0.5155	-0.3393
Temanggung	23	2014	0.0000	-1.5766	0.0875	0.0151	0.0906
Kendal	24	2014	0.0000	-1.6011	0.0776	0.0310	0.0971
Batang	25	2014	0.0001	-0.2689	0.1284	-0.0094	0.0666
Pekalongan	26	2014	0.0000	-1.5394	0.0761	0.0189	0.0941
Pemalang	27	2014	0.0001	-1.2593	0.0797	0.0074	0.0791
Tegal	28	2014	0.0001	-2.8307	0.0502	-0.0116	0.1241
Brebes	29	2014	0.0001	-1.4730	0.0751	0.0115	0.0902
Kota Magelang	30	2014	0.0000	-1.6429	0.0836	0.0196	0.0933
Kota Surakarta	31	2014	0.0000	-2.2740	0.0906	0.0642	0.1146
Kota Salatiga	32	2014	0.0000	-1.6817	0.0769	0.0371	0.0991
Kota Semarang	33	2014	-0.0005	0.0013	0.1557	0.2335	0.0074
Kota Pekalongan	34	2014	0.0002	-0.9422	0.1779	-0.0499	0.0471
Kota Tegal	35	2014	0.0001	-1.4803	0.0758	0.0125	0.0908
Cilacap	1	2015	-0.0001	-5.0132	-0.1040	-0.0759	0.2312
Banyumas	2	2015	0.0001	-1.5040	0.0704	0.0113	0.0918
Purbalingga	3	2015	0.0000	-1.5471	0.0728	0.0151	0.0937
Banjarnegara	4	2015	0.0000	-0.0100	-0.1446	-0.4427	0.1600
Kebumen	5	2015	0.0000	-1.5585	0.0721	0.0135	0.0939
Purworejo	6	2015	0.0000	-1.6416	0.0739	0.0249	0.0974
Wonosobo	7	2015	0.0000	-1.0339	0.0848	0.0002	0.0819
Magelang	8	2015	0.0000	-1.6638	0.0839	0.0179	0.0930
Boyolali	9	2015	0.0000	-1.7181	0.0768	0.0393	0.0998
Klaten	10	2015	0.0000	-2.4104	0.0753	0.0617	0.1239
Sukoharjo	11	2015	0.0000	-1.7838	0.0780	0.0463	0.1011

Wonogiri	12	2015	0.0000	-2.8901	0.0702	0.1322	0.1080
Karanganyar	13	2015	0.0000	-2.6245	0.0990	0.0846	0.1208
Sragen	14	2015	0.0001	-3.7110	0.1646	0.1259	0.2440
Grobogan	15	2015	0.0000	-1.8396	0.0851	0.0626	0.1021
Blora	16	2015	0.0001	-1.3876	0.1139	0.1689	0.1132
Rembang	17	2015	0.0001	2.6020	0.1341	0.2628	0.1335
Pati	18	2015	0.0000	-1.7382	0.0809	0.0584	0.1016
Kudus	19	2015	0.0000	-1.6976	0.0797	0.0498	0.1004
Jepara	20	2015	0.0001	2.0827	0.2313	-0.1937	0.1598
Demak	21	2015	0.0000	-1.6657	0.0787	0.0425	0.0993
Semarang	22	2015	0.0000	-0.0197	0.3141	-0.5155	-0.3393
Temanggung	23	2015	0.0000	-1.5766	0.0875	0.0151	0.0906
Kendal	24	2015	0.0000	-1.6011	0.0776	0.0310	0.0971
Batang	25	2015	0.0001	-0.2689	0.1284	-0.0094	0.0666
Pekalongan	26	2015	0.0000	-1.5394	0.0761	0.0189	0.0941
Pemalang	27	2015	0.0001	-1.2593	0.0797	0.0074	0.0791
Tegal	28	2015	0.0001	-2.8307	0.0502	-0.0116	0.1241
Brebes	29	2015	0.0001	-1.4730	0.0751	0.0115	0.0902
Kota Magelang	30	2015	0.0000	-1.6429	0.0836	0.0196	0.0933
Kota Surakarta	31	2015	0.0000	-2.2740	0.0906	0.0642	0.1146
Kota Salatiga	32	2015	0.0000	-1.6817	0.0769	0.0371	0.0991
Kota Semarang	33	2015	-0.0005	0.0013	0.1557	0.2335	0.0074
Kota Pekalongan	34	2015	0.0002	-0.9422	0.1779	-0.0499	0.0471
Kota Tegal	35	2015	0.0001	-1.4803	0.0758	0.0125	0.0908

Lampiran 14. Nilai statistik uji t untuk parameter yang dihasilkan dari pemodelan GWPR dengan fungsi *Adaptive Bisquare*

Kabupaten/kota	i	t	konstanta	dx_1	dx_4	dx_5	dx_6
Cilacap	1	2013	-0.0011	-2.8217	-0.9641	-1.1004	5.2284
Banyumas	2	2013	0.0021	-3.7098	2.4591	0.7080	7.0638
Purbalingga	3	2013	0.0021	-4.1554	2.7381	0.9952	7.8162
Banjarnegara	4	2013	0.0000	-2.8073	-3.1096	-3.1071	2.4435
Kebumen	5	2013	0.0016	-4.2108	2.6838	0.8762	7.8029
Purworejo	6	2013	0.0014	-4.6780	2.9280	1.7059	8.6342
Wonosobo	7	2013	0.0005	-2.0044	2.4045	0.0117	4.8946
Magelang	8	2013	0.0003	-4.4110	2.8431	1.0639	7.3569
Boyolali	9	2013	0.0011	-4.8176	3.0036	2.6567	8.6709
Klaten	10	2013	-0.0008	-5.2610	1.6592	2.1703	5.7601
Sukoharjo	11	2013	0.0008	-4.8686	2.9281	3.0109	8.4375
Wonogiri	12	2013	-0.0006	-4.5552	1.1191	2.5497	4.1304
Karanganyar	13	2013	-0.0002	-4.8022	1.9016	2.2373	4.8416
Sragen	14	2013	0.0018	-5.1050	1.0413	1.1643	3.5584
Grobogan	15	2013	0.0007	-4.7235	2.9363	3.6650	7.8267
Blora	16	2013	0.0023	-2.4053	2.2251	5.0341	5.5824
Rembang	17	2013	0.0015	0.9606	1.2581	5.4938	2.2879
Pati	18	2013	0.0011	-4.6368	2.9663	3.6681	8.2184
Kudus	19	2013	0.0012	-4.6628	3.0432	3.2807	8.4524
Jepara	20	2013	0.0012	1.2750	3.1534	-1.8876	5.3896
Demak	21	2013	0.0014	-4.6786	3.0958	2.8903	8.6308
Semarang	22	2013	0.0000	-1.4939	1.5341	-1.5082	-1.3523
Temanggung	23	2013	0.0007	-4.2142	3.1807	0.9320	7.4835
Kendal	24	2013	0.0017	-4.5898	3.1366	2.1617	8.6938
Batang	25	2013	0.0032	-0.3767	2.6891	-0.4682	3.4123
Pekalongan	26	2013	0.0021	-4.2623	2.9693	1.2776	8.1410
Pemalang	27	2013	0.0030	-2.3178	2.1360	0.4207	5.0239
Tegal	28	2013	0.0025	-2.3877	0.8410	-0.3436	3.8414
Brebes	29	2013	0.0027	-3.5064	2.5752	0.7158	6.8827
Kota Magelang	30	2013	0.0006	-4.4581	3.0386	1.2272	7.7666
Kota Surakarta	31	2013	-0.0003	-5.2750	2.5175	2.9261	7.2131
Kota Salatiga	32	2013	0.0013	-4.7660	3.0562	2.5478	8.7398
Kota Semarang	33	2013	-0.0042	0.5296	0.5948	0.5906	0.1081
Kota Pekalongan	34	2013	0.0036	-0.3605	2.0016	-0.9393	1.1939
Kota Tegal	35	2013	0.0026	-3.6549	2.6794	0.7866	7.1325
Cilacap	1	2014	-0.0011	-2.8217	-0.9641	-1.1004	5.2284
Banyumas	2	2014	0.0021	-3.7098	2.4591	0.7080	7.0638
Purbalingga	3	2014	0.0021	-4.1554	2.7381	0.9952	7.8162

Banjarnegara	4	2014	0.0000	-2.8073	-3.1096	-3.1071	2.4435
Kebumen	5	2014	0.0016	-4.2108	2.6838	0.8762	7.8029
Purworejo	6	2014	0.0014	-4.6780	2.9280	1.7059	8.6342
Wonosobo	7	2014	0.0005	-2.0044	2.4045	0.0117	4.8946
Magelang	8	2014	0.0003	-4.4110	2.8431	1.0639	7.3569
Boyolali	9	2014	0.0011	-4.8176	3.0036	2.6567	8.6709
Klaten	10	2014	-0.0008	-5.2610	1.6592	2.1703	5.7601
Sukoharjo	11	2014	0.0008	-4.8686	2.9281	3.0109	8.4375
Wonogiri	12	2014	-0.0006	-4.5552	1.1191	2.5497	4.1304
Karanganyar	13	2014	-0.0002	-4.8022	1.9016	2.2373	4.8416
Sragen	14	2014	0.0018	-5.1050	1.0413	1.1643	3.5584
Grobogan	15	2014	0.0007	-4.7235	2.9363	3.6650	7.8267
Blora	16	2014	0.0023	-2.4053	2.2251	5.0341	5.5824
Rembang	17	2014	0.0015	0.9606	1.2581	5.4938	2.2879
Pati	18	2014	0.0011	-4.6368	2.9663	3.6681	8.2184
Kudus	19	2014	0.0012	-4.6628	3.0432	3.2807	8.4524
Jepara	20	2014	0.0012	1.2750	3.1534	-1.8876	5.3896
Demak	21	2014	0.0014	-4.6786	3.0958	2.8903	8.6308
Semarang	22	2014	0.0000	-1.4939	1.5341	-1.5082	-1.3523
Temanggung	23	2014	0.0007	-4.2142	3.1807	0.9320	7.4835
Kendal	24	2014	0.0017	-4.5898	3.1366	2.1617	8.6938
Batang	25	2014	0.0032	-0.3767	2.6891	-0.4682	3.4123
Pekalongan	26	2014	0.0021	-4.2623	2.9693	1.2776	8.1410
Pemalang	27	2014	0.0030	-2.3178	2.1360	0.4207	5.0239
Tegal	28	2014	0.0025	-2.3877	0.8410	-0.3436	3.8414
Brebes	29	2014	0.0027	-3.5064	2.5752	0.7158	6.8827
Kota Magelang	30	2014	0.0006	-4.4581	3.0386	1.2272	7.7666
Kota Surakarta	31	2014	-0.0003	-5.2750	2.5175	2.9261	7.2131
Kota Salatiga	32	2014	0.0013	-4.7660	3.0562	2.5478	8.7398
Kota Semarang	33	2014	-0.0042	0.5296	0.5948	0.5906	0.1081
Kota Pekalongan	34	2014	0.0036	-0.3605	2.0016	-0.9393	1.1939
Kota Tegal	35	2014	0.0026	-3.6549	2.6794	0.7866	7.1325
Cilacap	1	2015	-0.0011	-2.8217	-0.9641	-1.1004	5.2284
Banyumas	2	2015	0.0021	-3.7098	2.4591	0.7080	7.0638
Purbalingga	3	2015	0.0021	-4.1554	2.7381	0.9952	7.8162
Banjarnegara	4	2015	0.0000	-2.8073	-3.1096	-3.1071	2.4435
Kebumen	5	2015	0.0016	-4.2108	2.6838	0.8762	7.8029
Purworejo	6	2015	0.0014	-4.6780	2.9280	1.7059	8.6342
Wonosobo	7	2015	0.0005	-2.0044	2.4045	0.0117	4.8946
Magelang	8	2015	0.0003	-4.4110	2.8431	1.0639	7.3569
Boyolali	9	2015	0.0011	-4.8176	3.0036	2.6567	8.6709
Klaten	10	2015	-0.0008	-5.2610	1.6592	2.1703	5.7601

Sukoharjo	11	2015	0.0008	-4.8686	2.9281	3.0109	8.4375
Wonogiri	12	2015	-0.0006	-4.5552	1.1191	2.5497	4.1304
Karanganyar	13	2015	-0.0002	-4.8022	1.9016	2.2373	4.8416
Sragen	14	2015	0.0018	-5.1050	1.0413	1.1643	3.5584
Grobogan	15	2015	0.0007	-4.7235	2.9363	3.6650	7.8267
Blora	16	2015	0.0023	-2.4053	2.2251	5.0341	5.5824
Rembang	17	2015	0.0015	0.9606	1.2581	5.4938	2.2879
Pati	18	2015	0.0011	-4.6368	2.9663	3.6681	8.2184
Kudus	19	2015	0.0012	-4.6628	3.0432	3.2807	8.4524
Jepara	20	2015	0.0012	1.2750	3.1534	-1.8876	5.3896
Demak	21	2015	0.0014	-4.6786	3.0958	2.8903	8.6308
Semarang	22	2015	0.0000	-1.4939	1.5341	-1.5082	-1.3523
Temanggung	23	2015	0.0007	-4.2142	3.1807	0.9320	7.4835
Kendal	24	2015	0.0017	-4.5898	3.1366	2.1617	8.6938
Batang	25	2015	0.0032	-0.3767	2.6891	-0.4682	3.4123
Pekalongan	26	2015	0.0021	-4.2623	2.9693	1.2776	8.1410
Pemalang	27	2015	0.0030	-2.3178	2.1360	0.4207	5.0239
Tegal	28	2015	0.0025	-2.3877	0.8410	-0.3436	3.8414
Brebes	29	2015	0.0027	-3.5064	2.5752	0.7158	6.8827
Kota Magelang	30	2015	0.0006	-4.4581	3.0386	1.2272	7.7666
Kota Surakarta	31	2015	-0.0003	-5.2750	2.5175	2.9261	7.2131
Kota Salatiga	32	2015	0.0013	-4.7660	3.0562	2.5478	8.7398
Kota Semarang	33	2015	-0.0042	0.5296	0.5948	0.5906	0.1081
Kota Pekalongan	34	2015	0.0036	-0.3605	2.0016	-0.9393	1.1939
Kota Tegal	35	2015	0.0026	-3.6549	2.6794	0.7866	7.1325

Lampiran 15. Nilai standar error untuk parameter yang dihasilkan dari pemodelan GWPR dengan fungsi *Adaptive Bisquare*

Kabupaten/kota	i	t	konstanta	dx_1	dx_4	dx_5	dx_6
Cilacap	1	2013	0.0756	1.7767	0.1079	0.0690	0.0442
Banyumas	2	2013	0.0244	0.4054	0.0286	0.0159	0.0130
Purbalingga	3	2013	0.0228	0.3723	0.0266	0.0152	0.0120
Banjarnegara	4	2013	0.1250	0.0036	0.0465	0.1425	0.0655
Kebumen	5	2013	0.0229	0.3701	0.0269	0.0154	0.0120
Purworejo	6	2013	0.0216	0.3509	0.0252	0.0146	0.0113
Wonosobo	7	2013	0.0283	0.5158	0.0353	0.0186	0.0167
Magelang	8	2013	0.0237	0.3772	0.0295	0.0168	0.0126
Boyolali	9	2013	0.0219	0.3566	0.0256	0.0148	0.0115
Klaten	10	2013	0.0341	0.4582	0.0454	0.0284	0.0215
Sukoharjo	11	2013	0.0225	0.3664	0.0267	0.0154	0.0120
Wonogiri	12	2013	0.0495	0.6345	0.0627	0.0519	0.0262
Karanganyar	13	2013	0.0432	0.5465	0.0521	0.0378	0.0250
Sragen	14	2013	0.0835	0.7269	0.1581	0.1081	0.0686
Grobogan	15	2013	0.0240	0.3895	0.0290	0.0171	0.0130
Blora	16	2013	0.0431	0.5769	0.0512	0.0336	0.0203
Rembang	17	2013	0.0778	2.7087	0.1066	0.0478	0.0584
Pati	18	2013	0.0231	0.3749	0.0273	0.0159	0.0124
Kudus	19	2013	0.0224	0.3641	0.0262	0.0152	0.0119
Jepara	20	2013	0.0625	1.6335	0.0734	0.1026	0.0296
Demak	21	2013	0.0218	0.3560	0.0254	0.0147	0.0115
Semarang	22	2013	0.1250	0.0132	0.2047	0.3418	0.2509
Temanggung	23	2013	0.0231	0.3741	0.0275	0.0162	0.0121
Kendal	24	2013	0.0214	0.3488	0.0247	0.0144	0.0112
Batang	25	2013	0.0370	0.7139	0.0478	0.0202	0.0195
Pekalongan	26	2013	0.0221	0.3612	0.0256	0.0148	0.0116
Pemalang	27	2013	0.0300	0.5433	0.0373	0.0177	0.0157
Tegal	28	2013	0.0531	1.1855	0.0597	0.0338	0.0323
Brebes	29	2013	0.0247	0.4201	0.0291	0.0161	0.0131
Kota Magelang	30	2013	0.0229	0.3685	0.0275	0.0160	0.0120
Kota Surakarta	31	2013	0.0286	0.4311	0.0360	0.0219	0.0159
Kota Salatiga	32	2013	0.0216	0.3529	0.0252	0.0146	0.0113
Kota Semarang	33	2013	0.1250	0.0025	0.2618	0.3954	0.0687
Kota Pekalongan	34	2013	0.0644	2.6136	0.0889	0.0532	0.0395
Kota Tegal	35	2013	0.0241	0.4050	0.0283	0.0158	0.0127
Cilacap	1	2014	0.0756	1.7767	0.1079	0.0690	0.0442
Banyumas	2	2014	0.0244	0.4054	0.0286	0.0159	0.0130
Purbalingga	3	2014	0.0228	0.3723	0.0266	0.0152	0.0120

Banjarnegara	4	2014	0.1250	0.0036	0.0465	0.1425	0.0655
Kebumen	5	2014	0.0229	0.3701	0.0269	0.0154	0.0120
Purworejo	6	2014	0.0216	0.3509	0.0252	0.0146	0.0113
Wonosobo	7	2014	0.0283	0.5158	0.0353	0.0186	0.0167
Magelang	8	2014	0.0237	0.3772	0.0295	0.0168	0.0126
Boyolali	9	2014	0.0219	0.3566	0.0256	0.0148	0.0115
Klaten	10	2014	0.0341	0.4582	0.0454	0.0284	0.0215
Sukoharjo	11	2014	0.0225	0.3664	0.0267	0.0154	0.0120
Wonogiri	12	2014	0.0495	0.6345	0.0627	0.0519	0.0262
Karanganyar	13	2014	0.0432	0.5465	0.0521	0.0378	0.0250
Sragen	14	2014	0.0835	0.7269	0.1581	0.1081	0.0686
Grobogan	15	2014	0.0240	0.3895	0.0290	0.0171	0.0130
Blora	16	2014	0.0431	0.5769	0.0512	0.0336	0.0203
Rembang	17	2014	0.0778	2.7087	0.1066	0.0478	0.0584
Pati	18	2014	0.0231	0.3749	0.0273	0.0159	0.0124
Kudus	19	2014	0.0224	0.3641	0.0262	0.0152	0.0119
Jepara	20	2014	0.0625	1.6335	0.0734	0.1026	0.0296
Demak	21	2014	0.0218	0.3560	0.0254	0.0147	0.0115
Semarang	22	2014	0.1250	0.0132	0.2047	0.3418	0.2509
Temanggung	23	2014	0.0231	0.3741	0.0275	0.0162	0.0121
Kendal	24	2014	0.0214	0.3488	0.0247	0.0144	0.0112
Batang	25	2014	0.0370	0.7139	0.0478	0.0202	0.0195
Pekalongan	26	2014	0.0221	0.3612	0.0256	0.0148	0.0116
Pemalang	27	2014	0.0300	0.5433	0.0373	0.0177	0.0157
Tegal	28	2014	0.0531	1.1855	0.0597	0.0338	0.0323
Brebes	29	2014	0.0247	0.4201	0.0291	0.0161	0.0131
Kota Magelang	30	2014	0.0229	0.3685	0.0275	0.0160	0.0120
Kota Surakarta	31	2014	0.0286	0.4311	0.0360	0.0219	0.0159
Kota Salatiga	32	2014	0.0216	0.3529	0.0252	0.0146	0.0113
Kota Semarang	33	2014	0.1250	0.0025	0.2618	0.3954	0.0687
Kota Pekalongan	34	2014	0.0644	2.6136	0.0889	0.0532	0.0395
Kota Tegal	35	2014	0.0241	0.4050	0.0283	0.0158	0.0127
Cilacap	1	2015	0.0756	1.7767	0.1079	0.0690	0.0442
Banyumas	2	2015	0.0244	0.4054	0.0286	0.0159	0.0130
Purbalingga	3	2015	0.0228	0.3723	0.0266	0.0152	0.0120
Banjarnegara	4	2015	0.1250	0.0036	0.0465	0.1425	0.0655
Kebumen	5	2015	0.0229	0.3701	0.0269	0.0154	0.0120
Purworejo	6	2015	0.0216	0.3509	0.0252	0.0146	0.0113
Wonosobo	7	2015	0.0283	0.5158	0.0353	0.0186	0.0167
Magelang	8	2015	0.0237	0.3772	0.0295	0.0168	0.0126
Boyolali	9	2015	0.0219	0.3566	0.0256	0.0148	0.0115
Klaten	10	2015	0.0341	0.4582	0.0454	0.0284	0.0215

Sukoharjo	11	2015	0.0225	0.3664	0.0267	0.0154	0.0120
Wonogiri	12	2015	0.0495	0.6345	0.0627	0.0519	0.0262
Karanganyar	13	2015	0.0432	0.5465	0.0521	0.0378	0.0250
Sragen	14	2015	0.0835	0.7269	0.1581	0.1081	0.0686
Grobogan	15	2015	0.0240	0.3895	0.0290	0.0171	0.0130
Blora	16	2015	0.0431	0.5769	0.0512	0.0336	0.0203
Rembang	17	2015	0.0778	2.7087	0.1066	0.0478	0.0584
Pati	18	2015	0.0231	0.3749	0.0273	0.0159	0.0124
Kudus	19	2015	0.0224	0.3641	0.0262	0.0152	0.0119
Jepara	20	2015	0.0625	1.6335	0.0734	0.1026	0.0296
Demak	21	2015	0.0218	0.3560	0.0254	0.0147	0.0115
Semarang	22	2015	0.1250	0.0132	0.2047	0.3418	0.2509
Temanggung	23	2015	0.0231	0.3741	0.0275	0.0162	0.0121
Kendal	24	2015	0.0214	0.3488	0.0247	0.0144	0.0112
Batang	25	2015	0.0370	0.7139	0.0478	0.0202	0.0195
Pekalongan	26	2015	0.0221	0.3612	0.0256	0.0148	0.0116
Pemalang	27	2015	0.0300	0.5433	0.0373	0.0177	0.0157
Tegal	28	2015	0.0531	1.1855	0.0597	0.0338	0.0323
Brebes	29	2015	0.0247	0.4201	0.0291	0.0161	0.0131
Kota Magelang	30	2015	0.0229	0.3685	0.0275	0.0160	0.0120
Kota Surakarta	31	2015	0.0286	0.4311	0.0360	0.0219	0.0159
Kota Salatiga	32	2015	0.0216	0.3529	0.0252	0.0146	0.0113
Kota Semarang	33	2015	0.1250	0.0025	0.2618	0.3954	0.0687
Kota Pekalongan	34	2015	0.0644	2.6136	0.0889	0.0532	0.0395
Kota Tegal	35	2015	0.0241	0.4050	0.0283	0.0158	0.0127

Lampiran 16. Nilai p-value untuk parameter yang dihasilkan dari pemodelan GWPR dengan fungsi *Adaptive Bisquare*

Kab/kota	i	t	konstanta	dx ₁	dx ₄	dx ₅	dx ₆
Cilacap	1	2013	0.9991	0.0061	0.3381	0.2746	0.0000
Banyumas	2	2013	0.9983	0.0004	0.0162	0.4811	0.0000
Purbalingga	3	2013	0.9983	0.0001	0.0077	0.3228	0.0000
Banjarnegara	4	2013	1.0000	0.0063	0.0026	0.0027	0.0168
Kebumen	5	2013	0.9988	0.0001	0.0089	0.3837	0.0000
Purworejo	6	2013	0.9989	0.0000	0.0045	0.0921	0.0000
Wonosobo	7	2013	0.9996	0.0486	0.0186	0.9907	0.0000
Magelang	8	2013	0.9998	0.0000	0.0057	0.2907	0.0000
Boyolali	9	2013	0.9991	0.0000	0.0036	0.0096	0.0000
Klaten	10	2013	0.9994	0.0000	0.1012	0.0331	0.0000
Sukoharjo	11	2013	0.9993	0.0000	0.0045	0.0035	0.0000
Wonogiri	12	2013	0.9995	0.0000	0.2666	0.0128	0.0001
Karanganyar	13	2013	0.9998	0.0000	0.0610	0.0282	0.0000
Sragen	14	2013	0.9986	0.0000	0.3010	0.2479	0.0006
Grobogan	15	2013	0.9994	0.0000	0.0044	0.0005	0.0000
Blora	16	2013	0.9981	0.0186	0.0290	0.0000	0.0000
Rembang	17	2013	0.9988	0.3398	0.2122	0.0000	0.0249
Pati	18	2013	0.9991	0.0000	0.0040	0.0004	0.0000
Kudus	19	2013	0.9990	0.0000	0.0032	0.0016	0.0000
Jepara	20	2013	0.9991	0.2062	0.0023	0.0629	0.0000
Demak	21	2013	0.9989	0.0000	0.0027	0.0050	0.0000
Semarang	22	2013	1.0000	0.1393	0.1291	0.1356	0.1803
Temanggung	23	2013	0.9994	0.0001	0.0021	0.3543	0.0000
Kendal	24	2013	0.9986	0.0000	0.0024	0.0338	0.0000
Batang	25	2013	0.9974	0.7075	0.0088	0.6410	0.0010
Pekalongan	26	2013	0.9983	0.0001	0.0040	0.2053	0.0000
Pemalang	27	2013	0.9976	0.0231	0.0359	0.6752	0.0000
Tegal	28	2013	0.9980	0.0194	0.4030	0.7321	0.0003
Brebes	29	2013	0.9979	0.0008	0.0119	0.4763	0.0000
Kota Magelang	30	2013	0.9995	0.0000	0.0033	0.2235	0.0000
Kota Surakarta	31	2013	0.9998	0.0000	0.0139	0.0045	0.0000
Kota Salatiga	32	2013	0.9990	0.0000	0.0031	0.0128	0.0000
Kota Semarang	33	2013	0.9967	0.5979	0.5537	0.5565	0.9142
Kota Pekalongan	34	2013	0.9971	0.7195	0.0489	0.3505	0.2362
Kota Tegal	35	2013	0.9979	0.0005	0.0090	0.4340	0.0000
Cilacap	1	2014	0.9991	0.0061	0.3381	0.2746	0.0000
Banyumas	2	2014	0.9983	0.0004	0.0162	0.4811	0.0000
Purbalingga	3	2014	0.9983	0.0001	0.0077	0.3228	0.0000

Banjarnegara	4	2014	1.0000	0.0063	0.0026	0.0027	0.0168
Kebumen	5	2014	0.9988	0.0001	0.0089	0.3837	0.0000
Purworejo	6	2014	0.9989	0.0000	0.0045	0.0921	0.0000
Wonosobo	7	2014	0.9996	0.0486	0.0186	0.9907	0.0000
Magelang	8	2014	0.9998	0.0000	0.0057	0.2907	0.0000
Boyolali	9	2014	0.9991	0.0000	0.0036	0.0096	0.0000
Klaten	10	2014	0.9994	0.0000	0.1012	0.0331	0.0000
Sukoharjo	11	2014	0.9993	0.0000	0.0045	0.0035	0.0000
Wonogiri	12	2014	0.9995	0.0000	0.2666	0.0128	0.0001
Karanganyar	13	2014	0.9998	0.0000	0.0610	0.0282	0.0000
Sragen	14	2014	0.9986	0.0000	0.3010	0.2479	0.0006
Grobogan	15	2014	0.9994	0.0000	0.0044	0.0005	0.0000
Blora	16	2014	0.9981	0.0186	0.0290	0.0000	0.0000
Rembang	17	2014	0.9988	0.3398	0.2122	0.0000	0.0249
Pati	18	2014	0.9991	0.0000	0.0040	0.0004	0.0000
Kudus	19	2014	0.9990	0.0000	0.0032	0.0016	0.0000
Jepara	20	2014	0.9991	0.2062	0.0023	0.0629	0.0000
Demak	21	2014	0.9989	0.0000	0.0027	0.0050	0.0000
Semarang	22	2014	1.0000	0.1393	0.1291	0.1356	0.1803
Temanggung	23	2014	0.9994	0.0001	0.0021	0.3543	0.0000
Kendal	24	2014	0.9986	0.0000	0.0024	0.0338	0.0000
Batang	25	2014	0.9974	0.7075	0.0088	0.6410	0.0010
Pekalongan	26	2014	0.9983	0.0001	0.0040	0.2053	0.0000
Pemalang	27	2014	0.9976	0.0231	0.0359	0.6752	0.0000
Tegal	28	2014	0.9980	0.0194	0.4030	0.7321	0.0003
Brebes	29	2014	0.9979	0.0008	0.0119	0.4763	0.0000
Kota Magelang	30	2014	0.9995	0.0000	0.0033	0.2235	0.0000
Kota Surakarta	31	2014	0.9998	0.0000	0.0139	0.0045	0.0000
Kota Salatiga	32	2014	0.9990	0.0000	0.0031	0.0128	0.0000
Kota Semarang	33	2014	0.9967	0.5979	0.5537	0.5565	0.9142
Kota Pekalongan	34	2014	0.9971	0.7195	0.0489	0.3505	0.2362
Kota Tegal	35	2014	0.9979	0.0005	0.0090	0.4340	0.0000
Cilacap	1	2015	0.9991	0.0061	0.3381	0.2746	0.0000
Banyumas	2	2015	0.9983	0.0004	0.0162	0.4811	0.0000
Purbalingga	3	2015	0.9983	0.0001	0.0077	0.3228	0.0000
Banjarnegara	4	2015	1.0000	0.0063	0.0026	0.0027	0.0168
Kebumen	5	2015	0.9988	0.0001	0.0089	0.3837	0.0000
Purworejo	6	2015	0.9989	0.0000	0.0045	0.0921	0.0000
Wonosobo	7	2015	0.9996	0.0486	0.0186	0.9907	0.0000
Magelang	8	2015	0.9998	0.0000	0.0057	0.2907	0.0000
Boyolali	9	2015	0.9991	0.0000	0.0036	0.0096	0.0000
Klaten	10	2015	0.9994	0.0000	0.1012	0.0331	0.0000

Sukoharjo	11	2015	0.9993	0.0000	0.0045	0.0035	0.0000
Wonogiri	12	2015	0.9995	0.0000	0.2666	0.0128	0.0001
Karanganyar	13	2015	0.9998	0.0000	0.0610	0.0282	0.0000
Sragen	14	2015	0.9986	0.0000	0.3010	0.2479	0.0006
Grobogan	15	2015	0.9994	0.0000	0.0044	0.0005	0.0000
Blora	16	2015	0.9981	0.0186	0.0290	0.0000	0.0000
Rembang	17	2015	0.9988	0.3398	0.2122	0.0000	0.0249
Pati	18	2015	0.9991	0.0000	0.0040	0.0004	0.0000
Kudus	19	2015	0.9990	0.0000	0.0032	0.0016	0.0000
Jepara	20	2015	0.9991	0.2062	0.0023	0.0629	0.0000
Demak	21	2015	0.9989	0.0000	0.0027	0.0050	0.0000
Semarang	22	2015	1.0000	0.1393	0.1291	0.1356	0.1803
Temanggung	23	2015	0.9994	0.0001	0.0021	0.3543	0.0000
Kendal	24	2015	0.9986	0.0000	0.0024	0.0338	0.0000
Batang	25	2015	0.9974	0.7075	0.0088	0.6410	0.0010
Pekalongan	26	2015	0.9983	0.0001	0.0040	0.2053	0.0000
Pemalang	27	2015	0.9976	0.0231	0.0359	0.6752	0.0000
Tegal	28	2015	0.9980	0.0194	0.4030	0.7321	0.0003
Brebes	29	2015	0.9979	0.0008	0.0119	0.4763	0.0000
Kota Magelang	30	2015	0.9995	0.0000	0.0033	0.2235	0.0000
Kota Surakarta	31	2015	0.9998	0.0000	0.0139	0.0045	0.0000
Kota Salatiga	32	2015	0.9990	0.0000	0.0031	0.0128	0.0000
Kota Semarang	33	2015	0.9967	0.5979	0.5537	0.5565	0.9142
Kota Pekalongan	34	2015	0.9971	0.7195	0.0489	0.3505	0.2362
Kota Tegal	35	2015	0.9979	0.0005	0.0090	0.4340	0.0000

Lampiran 17. *Syntax* Matlab R104b Pemodelan GWPR

```
%GWPR
clear;
clc;

format shortG;
data_awal=xlsread('F:/GWPR/Data Kemiskinan Jateng Demeaning.xlsx','Sheet1');
n_kota=length(unique(data_awal(:,1)));
n_tahun=length(unique(data_awal(:,2)));

n=length(data_awal(:,1)); %jumlah observasi
y=data_awal(:,3); %variabel y
x=data_awal(:,4:(end-2)); %variabel x
x=[ones(n,1) x];
p=length(x(1,:)); %banyaknya variabel

%Load data latitude,longitude
U=data_awal(:,(end-1)); %membaca variabel latitude
V=data_awal(:,end); %membaca variabel longitude

%Menghitung Jarak Euclidean
for i=1:n
    for j=1:n
        d(i,j)=sqrt(((U(i)-U(j)).^2)+((V(i)-V(j)).^2));
    end
end

% Iterasi CV untuk Bandwidth
%Bandwidth Gaussian
A=0.000001;
B=max(max(d));
iter_g=0;
minCV=0;
selisih=1000;
while (selisih>0.000001) && iter_g<=1000
    l_awal=(A:(B-A)/3:B)';
    nl=length(l_awal);
    CV=zeros(nl,1);
    for k=1:nl
        l=l_awal(k);
        for i=1:n
            for j=1:n
                %Rumus bandwidth gaussian
                Wb(i,j)=exp(-0.5*((d(i,j)/l)^2));
```

```

end
    end
    for i=1:n_kota
        kota=find(data_awal(:,1)==i);
        W=diag(Wb(i,:)); %membuat matrix diagonal
        W(kota,:)=[]; %menghilangkan kota ke-i pada bobot yg digunakan
        W(:,kota)=[]; %menghilangkan kota ke-i pada bobot yg digunakan
        x_cv=x;
        x_cv(kota,:)=[]; %menghilangkan kota ke-i dari estimasi
        y_cv=y;
        y_cv(kota,:)=[]; %menghilangkan kota ke-i dari estimasi
        beta_cv=pinv(x_cv'*W*x_cv)*x_cv'*W*y_cv; %rumus beta
        yhat_cv=x(kota,:)*beta_cv; %menghitung y_hat
        CV(k)=CV(k)+sum((y(kota)-yhat_cv).^2); %menghitung CV
    end
end
hasilCV_g=[l_awal CV];
A0=A; B0=B;
minCV=min(CV); l_min=find(CV==minCV); l_min=l_min(1);
if (l_min==1)
    A=l_awal(l_min);
    B=l_awal(l_min+1);
elseif (l_min==nl)
    A=l_awal(l_min-1);
    B=l_awal(l_min);
else
    A=l_awal(l_min-1);
    B=l_awal(l_min+1);
end
selisih=(B0-A0)-(B-A);
iter_g=iter_g+1;
disp('Gaussian (iterasi,selisih) :')
disp([iter_g selisih])
end
hasilCV_g=sortrows(hasilCV_g,2);
%xlswrite('D:/contoh_gaussian.xlsx',Wb)

%Bandwidth Bisquare
A=0.000001;
B=max(max(d));
iter_b=0;
minCV=0;
selisih=1000;
while (selisih>0.000001) && iter_b<=1000

```

```

l_awal=(A:(B-A)/3:B)';
nl=length(l_awal);
CV=zeros(nl,1);
for k=1:nl
    l=l_awal(k);
    for i=1:n
        for j=1:n
            %Rumus bandwidth bisquare
            if d(i,j)<=l
                Wb(i,j)=(1-((d(i,j)/l)^2))^2;
            else
                Wb(i,j)=0;
            end
        end
    end
    for i=1:n_kota
        kota=find(data_awal(:,1)==i);
        W=diag(Wb(i,:)); %membuat matrix diagonal
        W(kota,:)=[]; %menghilangkan kota ke-i pada bobot yg digunakan
        W(:,kota)=[]; %menghilangkan kota ke-i pada bobot yg digunakan
        x_cv=x;
        x_cv(kota,:)=[]; %menghilangkan kota ke-i dari estimasi
        y_cv=y;
        y_cv(kota)=[]; %menghilangkan kota ke-i dari estimasi
        beta_cv=pinv(x_cv'*W*x_cv)*x_cv'*W*y_cv; %rumus beta
        yhat_cv=x(kota,:)*beta_cv; %menghitung y_hat
        CV(k)=CV(k)+sum((y(kota)-yhat_cv).^2); %menghitung CV
    end
end
hasilCV_b=[l_awal CV];
A0=A; B0=B;
minCV=min(CV); l_min=find(CV==minCV); l_min=l_min(1);
if (l_min==1)
    A=l_awal(l_min);
    B=l_awal(l_min+1);
elseif (l_min==nl)
    A=l_awal(l_min-1);
    B=l_awal(l_min);
else
    A=l_awal(l_min-1);
    B=l_awal(l_min+1);
end
selisih=(B0-A0)-(B-A);
iter_b=iter_b+1;
disp('Bisquare (iterasi,selisih) :')

```

```

    disp([iter_b selisih])
end
hasilCV_b=sortrows(hasilCV_b,2);
%xlswrite('D:/contoh_bisquare.xlsx',Wb)

%Bandwidth Tricube
A=0.000001;
B=max(max(d));
iter_t=0;
minCV=0;
selisih=1000;
while (selisih>0.000001) && iter_t<=1000
    l_awal=(A:(B-A)/3:B);
    nl=length(l_awal);
    CV=zeros(nl,1);
    for k=1:nl
        l=l_awal(k);
        for i=1:n
            for j=1:n
                %Rumus bandwidth tricube
                if d(i,j)<=l
                    Wb(i,j)=(1-((d(i,j)/l)^3))^3;
                else
                    Wb(i,j)=0;
                end
            end
        end
        for i=1:n_kota
            kota=find(data_awal(:,1)==i);
            W=diag(Wb(i,:)); %membuat matrix diagonal
            W(kota,:)=[]; %menghilangkan kota ke-i pada bobot yg digunakan
            W(:,kota)=[]; %menghilangkan kota ke-i pada bobot yg digunakan
            x_cv=x;
            x_cv(kota,:)=[]; %menghilangkan kota ke-i dari estimasi
            y_cv=y;
            y_cv(kota)=[]; %menghilangkan kota ke-i dari estimasi
            beta_cv=pinv(x_cv'*W*x_cv)*x_cv'*W*y_cv; %rumus beta
            yhat_cv=x(kota,:)*beta_cv; %menghitung y_hat
            CV(k)=CV(k)+sum((y(kota)-yhat_cv).^2); %menghitung CV
        end
    end
    hasilCV_t=[l_awal CV];
    A0=A; B0=B;
    minCV=min(CV); l_min=find(CV==minCV); l_min=l_min(1);
    if (l_min==1)

```

```

A=l_awal(l_min);
    B=l_awal(l_min+1);
elseif (l_min==nl)
    A=l_awal(l_min-1);
    B=l_awal(l_min);
else
    A=l_awal(l_min-1);
    B=l_awal(l_min+1);
end
selisih=(B0-A0)-(B-A);
iter_t=iter_t+1;
disp('Tricube (iterasi,selisih) :')
disp([iter_t selisih])
end
hasilCV_t=sortrows(hasilCV_t,2);
%xlswrite('D:/contoh_tricube.xlsx',Wb)

%Bandwidth Adaptive Bisquare
CVmin=[];
l_ab=[];
for i=1:n_kota
    A=0.000001;
    B=max(max(d));
    iter_ab=0;
    minCV=0;
    selisih=1000;
    while (selisih>0.000001) && iter_ab<=1000
        l_awal=(A:(B-A)/3:B)';
        nl=length(l_awal); %membaca banyaknya awalan bandwidth
        CV=zeros(nl,1); %membuat matrix untuk tempat nilai CV
        for k=1:nl
            l=l_awal(k);
            for ii=1:n
                for jj=1:n
                    %Rumus bandwidth bisquare
                    if d(ii,jj)<=l
                        Wb(ii,jj)=(1-((d(ii,jj)/l)^2))^2;
                    else
                        Wb(ii,jj)=0;
                    end
                end
            end
        end
        kota=find(data_awal(:,1)==i);
        W=diag(Wb(i,:)); %membuat matrix diagonal
        W(kota,:)=[]; %menghilangkan baris ke-i pada bobot yg digunakan
    end
end

```

```

W(:,kota)=[]; %menghilangkan kolom ke-i pada bobot yg digunakan
x_cv=x;
x_cv(kota,:)=[]; %menghilangkan data ke-i dari estimasi
y_cv=y;
y_cv(kota)=[]; %menghilangkan data ke-i dari estimasi
beta_cv=pinv(x_cv'*W*x_cv)*x_cv'*W*y_cv; %rumus beta
yhat_cv=x(kota,:)*beta_cv; %menghitung y_hat
CV(k)=sum((y(kota)-yhat_cv).^2); %menghitung CV
end
hasilCV_ab=[l_awal CV];
A0=A; B0=B;
minCV=min(CV); l_min=find(CV==minCV); l_min=l_min(1);
if (l_min==1)
    A=l_awal(l_min);
    B=l_awal(l_min+1);
elseif (l_min==nl)
    A=l_awal(l_min-1);
    B=l_awal(l_min);
else
    A=l_awal(l_min-1);
    B=l_awal(l_min+1);
end
selisih=(B0-A0)-(B-A);
iter_ab=iter_ab+1;
disp('Adaptive Bisquare (kota,iterasi,selisih) :')
disp([i iter_ab selisih])
end
hasilCV_ab=sortrows(hasilCV_ab,2);
l_ab(i)=hasilCV_ab(1,1);
CVmin(i)=hasilCV_ab(1,2);
end
l=l_ab;
for i=1:(n_tahun-1)
    l_ab =[l_ab l];
end
for i=1:n
    for j=1:n
        if d(i,j)<=l_ab(i)
            W_all(i,j)=(1-((d(i,j)/l_ab(i))^2))^2;
        else
            W_all(i,j)=0;
        end
    end
end
end

```



```

hasilCV_ab=[0 sum(CVmin)];
%xlswrite('D:/contoh_adaptif_bisquare.xlsx',W_all)

% Menentukan CV Terbaik untuk Tiap Kernel Bandwidth
bestGauss =[1, hasilCV_g(1,1:2)]; %mengambil bandwidth & CV terbaik dari
kernel gaussian
bestBisq =[2, hasilCV_b(1,1:2)]; %mengambil bandwidth & CV terbaik dari
kernel bisquare
bestTric =[3, hasilCV_t(1,1:2)]; %mengambil bandwidth & CV terbaik dari
kernel tricube
bestAdBisq=[4, hasilCV_ab(1,1:2)]; %mengambil bandwidth & CV terbaik dari
kernel adaptive bisquare
best=[bestGauss; bestBisq; bestTric; bestAdBisq];
best=sortrows(best,3);
%Penaksiran parameter
%Memilih bandwidth terbaik diantara yg terbaik dari gaussian,
%bisquare, tricube dan adaptive bisquare
l=best(1,2);
if best(1,1)==1
    %jika yg terbaik adalah gaussian
    %menghitung ulang bobot dg bandwidth terbaik
    W_all=exp(-0.5*((d./l).^2));
    Best_Kernel='Gaussian';
elseif best(1,1)==2
    %jika yg terbaik adalah bisquare
    for i=1:n
        for j=1:n
            %menghitung ulang pembobot dg bandwidth terbaik
            if d(i,j)<=l
                W_all(i,j)=(1-((d(i,j)/l)^2))^2;
            else
                W_all(i,j)=0;
            end
        end
    end
    Best_Kernel='Bisquare';
elseif best(1,1)==4
    %jika yg terbaik adalah adaptive bisquare
    for i=1:n
        for j=1:n
            %menghitung ulang pembobot dg bandwidth terbaik
            if d(i,j)<=l_ab(i)
                W_all(i,j)=(1-((d(i,j)/l_ab(i))^2))^2;
            else

```

```

W_all(i,j)=0;
    end
    end
    end
    Best_Kernel='Adaptive Bisquare';
else
    for i=1:n
        for j=1:n
            %menghitung ulang pembobot dg bandwidth terbaik
            if d(i,j)<=l
                W_all(i,j)=(1-((d(i,j)/l)^3))^3;
            else
                W_all(i,j)=0;
            end
        end
    end
    end

    Best_Kernel='Tricube';
end

if best(1,1)==4
    l=[(1:1:n)' l_ab'];
else
    l=1;
end

% Uji Serentak
H=x*pinv(x'*x)*x';
I=eye(size(H));
SSE_H0=y*(I-H)*y;
L=[];
for i=1:n
    W=diag(W_all(i,:));
    L=[L; x(i,:)*pinv(x'*W*x)*x'*W];
end
epsilon=(I-L)*y;
SSE_H1=epsilon*(I-L)'*(I-L)*epsilon;
delta1=sum(diag((I-L)'*(I-L)));
delta2=sum(diag(((I-L)'*(I-L))*((I-L)'*(I-L))));
df1=ceil((delta1^2)/delta2);
df2=n-p-1;
F=(SSE_H1/df1)/(SSE_H0/df2);
pvalF=fcdf(F,df1,df2);
F_tabel=finv(1-0.05,df1,df2);
sigma2=SSE_H1/delta1;

```

```

% Uji Parsial
beta=[];
var_beta=[];
se_beta=[];
t_beta=[];
pvalue_beta=[];
yhat=[];
for i=1:n
    W=diag(W_all(i,:));
    beta(i,:)=pinv(x'*W*x)*x'*W*y;
    var_beta(i,:)=diag((pinv(x'*W*x)*x'*W)*(pinv(x'*W*x)*x'*W));
    se_beta(i,:)=(var_beta(i,:).^0.5).*sqrt(sigma2);
    t_beta(i,:)=beta(i,:)/se_beta(i,:);
    pvalue_beta(i,:)=2*(1-tcdf(abs(t_beta(i,:)),((delta1^2)/delta2)));
end

% menghitung nilai y.hat
for i=1:n
    yhat(i)=x(i,:)*beta(i,:);
end
yhat=yhat';
SSE=sum((y-yhat).^2);
SST=sum((y-mean(y)).^2);
RMSE=sqrt(mean((y-yhat).^2));
Rsqr=(1-(SSE/SST))*100;

xlswrite('hasil_gwpr.xlsx',data_awal,'Data')
xlswrite('hasil_gwpr.xlsx',beta,'Koefisien Beta')
xlswrite('hasil_gwpr.xlsx',se_beta,'S.E.Beta')
xlswrite('hasil_gwpr.xlsx',t_beta,'Nilai t Beta')
xlswrite('hasil_gwpr.xlsx',pvalue_beta,'P-Value Beta')
xlswrite('hasil_gwpr.xlsx',W_all,'Bobot GWR')
xlswrite('hasil_gwpr.xlsx',l,'Best Bandwidth')
xlswrite('hasil_gwpr.xlsx',yhat,'Y_Prediksi GWR')

clc
disp('----- GWR -----')
disp('Processing done..')
disp('-Result (Kernel, CV) :')
disp(best)
disp('1:Gaussian, 2:Bisquare, 3:Tricube, 4:Adapt.Bisquare')
disp('Bandwidth adapt.bisquare=0 because it's a vector')
disp('
')

```

```

disp('-Best Weight Kernel : ')
disp(Best_Kernel)
disp('
')
disp('Comparison between Y_actual and Y_predicted : ')
disp([repmat([1:35]',3,1) y yhat])
disp('R-Square(%) : ')
disp(Rsq)
disp('RMSE : ')
disp(RMSE)
disp('Uji Serentak : ')
fprintf('    SSE_H0    SSE_H1    delta1    delta2 \n')
disp([SSE_H0,SSE_H1,delta1,delta2])
fprintf('    df1    df2    F*    F_tabel \n')
disp([df1,df2,F,F_tabel])
fprintf('    pvalue_F \n')
disp([pvalF])
disp('All result had saved in excel "hasil_gwpr.xlsx"')
disp('-----')

```

Lampiran 18. Output Pemodelan GWPR

----- GWR -----

Processing done..

-Result (Kernel, CV) :

4	0	5.2734
3	2.0822	8.5023
2	2.0326	8.5138
1	0.84362	8.5634

1:Gaussian, 2:Bisquare, 3:Tricube, 4:Adapt.Bisquare

Bandwidth adapt.bisquare=0 because it's a vector

-Best Weight Kernel :

Adaptive Bisquare

Comparison between Y_actual and Y_predicted :

1	0.62667	0.61243
2	0.63667	0.32825
3	0.53667	0.42808
4	0.42667	0.42667
5	0.56667	0.51729
6	0.73333	0.38724
7	0.43	0.31048
8	0.62333	0.21877
9	0.57667	0.31131
10	0.58333	0.43772
11	0.43333	0.44148
12	0.65667	0.48764
13	0.69333	0.45834
14	0.71	0.69912
15	0.73333	0.38398
16	0.7	0.65588
17	1.0533	0.96046
18	0.62333	0.75732
19	0.50667	0.2896
20	0.47	0.44748
21	0.8	0.30398
22	0.27333	0.27333
23	0.51	0.16665
24	0.64667	0.33534
25	0.50667	0.53049
26	0.53667	0.15908
27	0.53667	0.44475
28	0.4	0.3438
29	0.61667	0.41533
30	0.47	0.33532

31	0.54667	0.27478
32	0.35667	0.32009
33	0.16333	0.16333
34	0.13667	0.11163
35	0.29333	0.20082
1	-0.40333	-0.37668
2	-0.35333	0.042456
3	-0.24333	-0.048416
4	-0.51333	-0.51333
5	-0.25333	-0.19456
6	-0.29667	0.0085855
7	-0.23	0.00088272
8	-0.35667	-0.037757
9	-0.33333	0.01786
10	-0.45667	-0.18221
11	-0.25667	0.074847
12	-0.27333	-0.26795
13	-0.26667	-0.049357
14	-0.35	-0.33166
15	-0.27667	-0.027227
16	-0.28	-0.35661
17	-0.41667	-0.42994
18	-0.25667	0.003233
19	-0.12333	0.10896
20	-0.21	-0.24034
21	-0.32	-0.1505
22	-0.18667	-0.18667
23	-0.36	-0.05341
24	-0.23333	0.010786
25	-0.32333	-0.2131
26	-0.40333	-0.014238
27	-0.40333	-0.024645
28	-0.31	-0.25889
29	-0.20333	-0.153
30	-0.19	-0.011355
31	-0.24333	-0.17051
32	-0.11333	0.013307
33	-0.046667	-0.046667
34	-0.10333	-0.01693
35	-0.0066667	0.0081365
1	-0.22333	-0.23496
2	-0.28333	-0.36985
3	-0.29333	-0.37952
4	0.086667	0.086667
5	-0.31333	-0.32335
6	-0.43667	-0.39573
7	-0.2	-0.31047

8	-0.26667	-0.18099
9	-0.24333	-0.3291
10	-0.12667	-0.25484
11	-0.17667	-0.51549
12	-0.38333	-0.21979
13	-0.42667	-0.41
14	-0.36	-0.36703
15	-0.45667	-0.35755
16	-0.42	-0.30011
17	-0.63667	-0.53016
18	-0.36667	-0.76048
19	-0.38333	-0.39768
20	-0.26	-0.20923
21	-0.48	-0.15339
22	-0.086667	-0.086667
23	-0.15	-0.11231
24	-0.41333	-0.34679
25	-0.18333	-0.31832
26	-0.13333	-0.14546
27	-0.13333	-0.42063
28	-0.09	-0.085011
29	-0.41333	-0.26289
30	-0.28	-0.32476
31	-0.30333	-0.1043
32	-0.24333	-0.33331
33	-0.11667	-0.11667
34	-0.033333	-0.092232
35	-0.28667	-0.20953

R-Square(%) :

78.906

RMSE :

0.18973

Uji Serentak :

SSE_H0	SSE_H1	delta1	delta2
7.978	3.4419	73.461	70.528

df1	df2	F*	F_tabel
77	99	0.5547	1.4203

pvalue_F

0.0037431

All result had saved in excel "hasil_gwpr.xlsx"

BIOGRAFI PENULIS



Penulis dilahirkan di Sukoharjo pada tanggal 29 Agustus 1982 dan merupakan putri keempat dari empat bersaudara, buah cinta dari pasangan Bapak Ratno Sumitro dan Ibu Sumiyati. Penulis telah menempuh pendidikan formal di SDN Wirun II Mojolaban (1989-1995), SLTPN I Mojolaban (1995-1998), dan SMAN 5 Surakarta (1998-2001). Kemudian penulis sempat melanjutkan pendidikan ke jenjang sarjana selama setahun (2001-2002) di Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sebelas Maret (UNS) di Surakarta. Akan tetapi, dengan berbagai pertimbangan penulis memutuskan untuk melanjutkan pendidikan di Sekolah Tinggi Ilmu Statistik (STIS) jurusan Statistik Ekonomi Jakarta (2002-2006). Setelah menyelesaikan pendidikan DIV di STIS, penulis ditugaskan bekerja di BPS Kabupaten Lingga, Provinsi Kepulauan Riau. Pada tahun 2015, penulis memperoleh kesempatan mendapatkan beasiswa dari BPS untuk melanjutkan jenjang pendidikan S2 di Jurusan Statistika FMIPA Insitut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya. Pembaca yang ingin memberikan kritik, saran dan pertanyaan mengenai penelitian ini, dapat menghubungi penulis melalui email nunik.s.rahayu@gmail.com.